《心理学报》论文自检报告

请作者填写以下内容，粘贴在稿件的首页。

1. 请以“研究亮点”的形式列出最多三条本研究的创新性贡献，总共不超过200字。
《心理学报》的目标是发表“既科学优秀，又具有广泛兴趣和意义” (be both scientifically excellent and of particularly broad interest and significance)的心理学前沿研究。如果您的研究只有小修小补的贡献，没有尝试开创新的研究领域(new areas of inquiry)或提出独到见解和创新视角(unique and innovative perspectives)，特别纯粹只是研究没有明确心理学问题的算法或技术的工作，这类研究被本刊接受的机会小，建议另投他刊。
答：本文关注了人工智能辅助对群体决策效果的影响，扩展了从个体层面探究人工智能辅助效果的研究领域。其次，本文通过数学模型深入刻画了群体决策中人工智能参与的影响，特别对比了在群体决策表现中人工智能影响与社会影响的差异。最后，本文从共识水平、信心水平、专业绩效综合讨论了群体决策表现，更全面地理解了人机协同决策在群体决策中的影响。

2. 作者已经投稿或发表的文章中是否采用了与本研究相同的数据？如果是，请把文章附上审查。(我们不赞成作者用同一数据发表多篇变量相同的文章，也不赞成将一系列的相关研究拆成多个研究来发表的做法。)
答：否。

3. 管理、临床、人格和社会等领域仅有自我报告(问卷法)的非实验非干预研究，需要检查数据是否存在共同方法偏差(common method bias)。为控制或证明这种偏差不会影响研究结论的效度，你使用了什么方法？采取了哪些措施？(共同方法偏差的有关文献可参见：http://journal.psych.ac.cn/xlkxjz/CN/abstract/abstract894.shtml)基于横断数据，仅有自我报告，仅仅在方便样本中施测，这样的研究数据易取得，但通常创新性价值不大，被本刊接受的机会小。
答：本文采用了行为实验的方法，不存在自我报告法中的共同方法偏差问题。

4. 是否报告并分析了效果量(effect sizes；如：*t* 检验：Cohen's *d*；方差分析：η^2或η_p^2；标准化回归系数)？(很多研究只是机械地报告了效果量，但没有做必要的分析或说明，如效果量是大中小？有什么理论意义或应用意义？)。(在 google 中搜索“effect size calculator”，可搜到许多计算方便的 APP。效应量的有关解释，中文可参考：http://journal.psych.ac.cn/xlkxjz/CN/abstract/abstract1150.shtml；英文可参看：http://www.uccs.edu/lbecker/effect-size.html
是否报告统计分析的 95% CI？(如，差异的 95% CI；相关/回归系数的 95% CI)置信区间的有关计算和绘图可参考 https://thenewstatistics.com/itns/esci/)
答：文中使用了 *t* 检验，我们报告并分析了相应的效应量。我们也报告了主要变量回归系数的 95% CI。

5. 请写出计划的样本量，实际的样本量。如果二者有差别，请写出理由。以往心理学研究中普遍存在样本量不足导致的低统计功效(power)问题，我们建议在论文的方法部分解释您计算及认定样本量的依据。应该以有一定依据的效果量(effect size)、期望的功效来确定样本量，并报告计算用软件或程序。样本量计划的理由和做法可参考 https://osf.io/5awp4/
答：本文为群体实验，以 10 个被试为一个群体，计划 12 个群体，共计 120 人，实际为 120 人。

6. 假设检验中，如果是零假设显著性检验(NHST)，需报告精确 *p* 值而不是 *p* 的区间(小于0.001 的报告区间，其他报告精确 *p* 值)。你的论文是否符合该项要求？如果是贝叶斯因素，是否已报告其对先验分布假定的敏感性？
答：符合。

7. 为保证论文中数据报告的完备性，统计分析中如果剔除了部分数据，是否在文中报告？原因是什么？包含这部分数据的统计结果如何变化？统计分析中是如何处理缺失数据的？使用量表时是否删除了其中的个别题目？原因是什么？如果包含这部分题目，统计结果会如何变化？是否有测量的项目或者变量没有报告？原因是什么？请写出在论文中的位置。
答：未剔除数据。

8. 研究用到的未经过同行评议和审查的实验材料、量表或问卷，是否附在文件的末尾以供审查？如果没有，请写出理由。如果该文发表，您是否愿意公开这些材料与其他研究者共享？

答：本研究中未使用没有经过同行评议和审查的实验材料、量表或问卷。本文使用的实验材料来自于开源的 GitHub 项目平台，大量 AI 开发、训练和测试的研究都会使用该平台提供的开源图片数据集。而本研究中使用的量表均为成熟量表。

9. 本刊要求作者提供原始数据，请在以下 3 种里选择一种打√：

a)投稿后将数据发至编辑部邮箱 (√)

b)数据可以从如下链接中获得 ____( )

c)原始数据和程序已在心理科学数据银行(https://psych.scidb.cn/)上分享 ( )

d)如不能提供，请说明理由或提供有关证明。

10. 您的研究是否是临床干预或实验室实验？ 是( ) 否( )

如果是，请提供预注册登记号 ____________________。

如果没有，请说明原因____________________________________。

注：临床干预或实验室实验，建议在收集数据前预注册(pre-register)。也鼓励其他实验研究预注册。预注册要求写出所有的研究假设及其支持，以及实验/干预的详细过程和步骤。本期刊的预注册网站是 https://os.psych.ac.cn/preregister (使用说明书见本刊网站"下载中心")或 https://osf.io/ 或 https://aspredicted.org/。如果您的研究有预注册，会显著增加被录用的机会。预注册的重要性可参考 https://osf.io/5awp4/

答：本文中的行为实验符合实验要求和规定。很抱歉本研究执行之前并不知道需要在贵刊的备案网站上进行登记，因此没有准备预先备案。

11. 您的研究如果用到了人类或动物被试，是否得到所在单位伦理委员会的批准？如果是，请把扫描版发至编辑部邮箱。如果否，请说明理由。

答：否，本研究属于商业行为研究，隶属管理学院并未设立伦理委员会。本研究中实验方法和材料均来自于公开材料，采用的都是成熟量表，不存在道德伦理问题。且受邀被试均为自愿参与实验调查，数据收集前已告知参与者实验数据仅用于学术研究并做匿名处理。在被试都已知晓且同意后，我们才开始了实验。且实验全程保持录像并留有照片。

12. 是否依据编辑部网站发布的"英文摘要写作注意事项"撰写 400~500 个单词的英文大摘要？英文题目和摘要是否已请英语好的专业人士把关或者已送专业 SCI/SSCI 论文编辑公司修改润色？

答：本文已按要求撰写了英文题目摘要，英语好的专业人士已把关相关内容。

13. 如果第一作者是学生，请导师单独给编辑部(xuebao@psych.ac.cn)发邮件，说明已阅读本文并认真把关。是否已提醒导师给编辑部发邮件？(编辑部收到导师邮件后才会考虑进入稿件处理流程)

答：文本第一作者并非学生。

14. 请到编辑部网站首页右侧"下载中心"下载并填写"稿件不涉密证明"，加盖通讯作者单位的保密办公章，把扫描件发至编辑部邮箱(xuebao@psych.ac.cn)。如没有保密办公章，请加盖通讯作者的单位公章。是否已发邮件？

答：是。

群体决策中人工智能的增强效果

摘　要　人工智能凭借其强大的综合能力能够在各类情景中辅助人类决策。相比于个人决策，辅助群体决策面临着更为复杂的社会互动和影响。通过分析群体共识水平、信心水平与准确率三个方面的表现，本文探究了人工智能辅助对群体决策产生的影响。通过数学建模、数值仿真和行为实验，我们发现人工智能辅助对群体决策的增强效果，包括提升群体共识、增强群体信心、提高群体专业绩效。此外，本文还发现人工智能辅助凝聚群体共识具有时效性，仅在人工智能直接参与时共识水平才会显著提高。而人工智能辅助增强信心水平具有滞后性，需要群成员内化后才会发挥作用，且更早的介入更有利于群体信心建立。研究结论揭示了人工智能辅助对群体决策影响的效果，增强了对群体决策中人与人工智能互动理解，为优化群体决策提供新的思路和方法。

关键词　群体决策；人工智能；人机协同

分类号

1 问题提出

近年来，人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在人类决策领域获得了高度的关注。诸如经济决策、司法决策、医疗决策、政府治理决策中，AI 辅助决策已经展示出强大的作用和前景(Ballings et al., 2015; Bastani et al., 2022; Jussupow et al., 2021)。凭借数据科学和认知智能等新技术的推动，AI 已经可以支持各种需要复杂认知能力的任务，甚至可以独自做出判断。因此，人机协同决策或将成为各领域决策新方式。

人机协同意味着人类和机器的紧密合作，这种方式能够将人类个体的经验优势与 AI 的数据优势相结合，从而实现新的突破(黄敏学, 刘远, 2023)。然而，现有 AI 辅助决策的相关研究主要在个体决策场景下展开(Fügener et al., 2021; Jussupow et al., 2021)。它们忽视了组织决策中的另一常见方式——群体决策。在数据科学发展和信息量爆炸的时代，社会所面临的问题越来越复杂化，而单个决策者的专业知识较为单薄且个人色彩较重。群体决策可以发挥多人的经验智慧以及不同知识结构的优势，使得决策结果更加客观与切实(郭永辉 等, 2016)。从技术介入和实践效果而言，如何建构组织的智能增强型群体决策框架，优化群体决策效率，促进人际协同决策系统的使用是当前业界和学界重点关注的问题。

1.1 人工智能辅助决策

人机协同可以采取不同的形式，如 AI 作为助手给人类决策者提供建议，AI 成为队友完成共同目标中的独立任务，甚至是让 AI 成为“领导”安排人类工作任务等(Fügener et al., 2022)。我们重点关注在 AI 辅助人类决策的范式下，人机协作的决策效果和相关影响因素。通过文献回顾，我们发现先前研究主要集中在对 AI 能力、人类对 AI 的态度与信心、人类的自我信心的讨论上。

人机协作决策核心目标是取得比单独人类或单独 AI 决策更好的决策表现，而这通常是具有挑战性的。其中提升 AI 能力一直是技术开发领域所追求的方向之一。学者们发现 AI 辅助决策的确能够提高人们的决策准确性(Fügener et al., 2021)。其原因在于 AI 与人类知识结构的相关性程度较低能够形成互补优势(Steyvers et al., 2022)。但是当 AI 的准确率不高时，这种人机互补的优势就会被削弱，因为人类决策者缺乏对错误信息的判断能力(Fügener et al., 2021)。由此可知，人机协作决策要想取得不俗的表现其基础就是 AI 的能力。

除此之外，学者们也认为人机协同决策的表现还取决于人类对 AI 的态度与信心，如依赖和信任水平(Fügener et al., 2021; Jussupow et al., 2021; Steyvers et al., 2022)。研究人员发现了两种截然相反的行为模式——算法欣赏与算法厌恶。具体而言，人类决策者可能存在完全信任并依赖 AI 结果或完全不信任并只相信自己的两种极端情况。然而，也有学者发现了折中模式，即对自身初始建议和 AI 建议各取一半(Pálfi et al., 2022)，这可能与医疗决策的重要性有关。当然人类决策者的态度又会受到 AI 能力、人类对 AI 的理解，AI 与人类的相似性等因素的影响(Allen & Choudhury, 2022; Jussupow et al., 2021)。其中人类对 AI 的信心尤为重要，人类决策者对 AI 的信心直接反映在他们对 AI 工具的依赖意愿和程度上。

与人类对 AI 的信心相对的就是人类对自己的信心(Fügener et al., 2021; Lorenz et al., 2011; Stasser & Davis, 1981)。人类对自己的信心决定了对 AI 工具的使用意愿或者使用方式。有研究表明是否接受或拒绝 AI 建议取决于人类的自信，而不是他们对 AI 的信心(Chong et al., 2022; Snijders et al., 2023)。即使在使用过程中，人类对自我的信心会也影响他们对 AI 的采纳程度。尤其是在 AI 辅助专家决策的研究中就普遍认为专家存在着极大的算法折扣心理(Jussupow et al., 2021)。有学者认为这是因为自我中心主义和过度自信在其中发挥作用(Allen & Choudhury, 2022)。

1.2 人工智能与群体决策

作为人类社会中的另一种重要决策方式，群体决策在日常生活和工作中普遍存在，如企业投资决策、医生会诊、经济政策制定等(Yang et al., 2021)。群体决策与个体决策的主要区

别在于群体内个体间存在着复杂的社会影响。先前研究强调了社会影响在群体决策中的关键作用(Banerjee, 1992; Lorenz et al., 2011; O'Gorman, 1986)，然而社会影响的存在对群体决策的表现却存在较大的争议。例如，群体决策中掌握更好的信息的个体可以通过自己去影响其他个体，从而做出更好的决策(Banerjee, 1992)，但也有可能拥有更好信息的个体出于社会规范的压力而不敢坚定自己的选择，从而导致一个更差的群体决策结果(Lorenz et al., 2011; O'Gorman, 1986)。

智能技术介入群体决策会产生怎样的化学反应是本研究关注的重点。有学者就发现了相比于个人决策，群体决策中人们会更加的依赖 AI(Chiang et al., 2023)。我们认为在 AI 辅助下的群体决策中，个体可以接收到来自群体和 AI 两方的信息。来自群体信息的社会影响效应会使个体的决策向群体趋同，但来自 AI 的信息又会对影响群成员对问题的认知。个体在同时接收到两个信息时，受到的影响并不是两个信息的简单相加(Birnbaum, 1976)。个体要在考虑 AI 的技术特点以及群体的特征后对这两种信息源进行权衡，这个权衡的结果会直接影响到了群体决策的表现。接下来，我们将通过数学模型构建描述这个过程。需要说明的是与分类问题不同，我们聚焦数值型问题的群体决策，这样能更好地定量观测深层次的群体认知情况。

2 理论模型

在 AI 辅助下的群体决策中，每个群成员个体的决策分为三个阶段。首先，个体会对决策问题有一个自身独特的认知并形成自己的判断(Lindebaum et al., 2020)。然后，个体将接收到来自其他个体以及 AI 的信息，在这一阶段个体将受到社会影响以及 AI 影响。最后，个体将更新自己的决策(Fügener et al., 2021; Lorenz et al., 2011)。基于个体更新的决策，我们可以获得群体决策的最终结果。

2.1 模型构建

2.1.1 初始阶段个体对于答案的认知

在个体决策时，由于人认知的局限性，如偏见和惯性思维(Li et al., 2020; Longoni et al., 2019)，个体并不知道每个问题的正确答案，即个体的答案与正确答案存在偏差。同时，个体也会对自己的答案有对应的信心，若个体的信心高，则个体在同一时段多次回答该问题时，答案都会比较集中；若个体的信心低，其给出的答案将会比较分散。

因此，令X_{ij}^{0}为个体 i 在初始阶段对第 j 个问题答案，假设个体 i 给出的答案服从如下正态分布：

$$X_{ij}^{0} \sim N(\mu+\beta_i, \sigma_i^2) \quad (1)$$

其中，$\mu+\beta_i$代表个体 i 在初始阶段给出的答案的均值，μ代表正确答案，β_i 代表个体 i 的知识的偏差，σ_i^2代表个体 i 对自己答案的信心，σ_i^2越小，个体 i 的信心水平越高。

则个体 i 初始阶段给出同一问题多个答案的均值$\overline{X_{i*}}$代表了个体 i 的初始答案。

$$\overline{X_{i*}} = \mathbf{E}(X_{i*}) = \mu+\beta_i \quad (2)$$

由于个体具有独特性，每个个体对于相同的问题会有不同的认知，所以每个个体对于同一个问题的答案也不尽相同(Balasubramanian et al., 2022)。反映在该模型中就是对于不同的个体，β_i不完全相同。对于同样的问题，人类个体对问题的认知存在一定分布规律，基于此我们做出如下假设：

假设β_i 服从均值为γ ，方差为的ε^2的正态分布(Steyvers et al., 2022)。γ代表了该群体初始阶段对于标准答案的期望认知偏差；ε^2代表了该群体初始阶段下个体认知偏差的多样性，ε^2越大，该群体的知识多样性越高。

$$\beta_i \sim N(\gamma, \varepsilon^2) \quad (3)$$

2.1.2 AI 对于答案的认知

对于某一问题，AI 可以从类似问题的训练集中获取相关的知识，从而给出该问题的答案。然而，由于 AI 的训练集可能存在偏误，致使 AI 无法学习到最全面的知识(Choudhury et al., 2020)，所以 AI 答案也会存在偏差。AI 预测是由预测问题的输入变量通过训练好的算法模型得出的结果(Fügener et al., 2021; Kühl et al., 2022)。基于相同的训练数据集和算法开发的AI，对于特定输入会给出置信度最高的特定输出结果。因此，AI 答案的偏差是固定的(Abdar et al., 2021; Fügener et al., 2021)。

假设 AI 的答案满足如下形式：

$$Y = \mu + \Delta\mu \quad (4)$$

其中，Δμ代表 AI 答案相对于正确答案的偏差。

2.1.3 社会影响

在群体决策过程中，个体不仅有一个初始答案，他还会参考群体的答案(Lorenz et al., 2011)。参考的过程中个体受到社会影响，从而会更新自己的答案，并且其答案改变的程度与个体受群体影响的程度直接相关。所以，个体受群体的影响程度是群体决策的关键。

在群体决策场景中，个体会得到群体的答案进而更新自己的决策。但个体与其他个体的

肢体、语言交流是被禁止的，因此这里社会影响效应不考虑社交网络关系的强度(Lorenz et al., 2011)。我们假设个体对群体内其他成员学习程度相同，并且个体以线性的形式向群体学习(Becker et al., 2017)。假设其学习形式如下：

$$X_{ij}^{G}=(1-\alpha)X_{ij}^{0}+\alpha\overline{X_{*j}^{0}} \tag{5}$$

其中X_{ij}^{G}代表个体 i 在向群体学习后更新的第 j 个问题的答案。$\alpha(\alpha\in(0,1))$代表个体受群体的影响程度。α越大，代表个体受群体的影响越大；$\overline{X_{*j}^{0}}$代表所有个体初始阶段对第 j 个问题答案的均值。

2.1.4 AI 影响

除了其他个体的答案之外，个体在决策过程中也可以参考来源于 AI 的答案。个体在参考 AI 答案时，个体的决策会受到 AI 影响，且个体对 AI 的信任程度将影响个体的决策结果(Jussupow et al., 2021)。

我们假设 AI 答案和个体答案相互独立，并且个体向 AI 的学习满足线性形式(Green & Chen, 2019)。那么个体向 AI 学习后，他更新的答案形式如下：

$$X_{ij}^{A}=(1-\eta)X_{ij}^{0}+\eta Y \tag{6}$$

其中，X_{ij}^{A}代表个体 i 在向 AI 学习后对第 j 个问题的答案；$\eta(\eta\in(0,1))$代表个体对 AI 的信任度，η越大，个体对 AI 的信任程度越大。

2.1.5 双重影响

我们的研究关注群体决策中的 AI 增强效果。如果个体先受到 AI 影响，其本质就是 AI 对个体的增强效果。为了避免混淆，本研究讨论个体先社会学习后再向 AI 学习的决策。根据我们之前社会影响和 AI 影响的假设，我们有个体先社会学习后向 AI 学习的答案更新方程如下：

$$X_{ij}^{GA}=(1-\eta)((1-\alpha)X_{ij}^{0}+\alpha\overline{X_{*j}^{0}})+\eta Y \tag{7}$$

其中X_{ij}^{GA}代表个体 i 在先社会学习后向 AI 学习后对第 j 个问题的答案。

2.2 群体决策表现的测量

群体决策的表现可以分为共识、信心、准确率三个维度。首先，群体决策需要群体内的个体间信息交换并互相参考，以得出群体内大部分个体都认可的答案(Stasser & Davis, 1981)。因此，共识是群体决策的基础，若决策群体无法达成共识，则无法完成群体决策(Zha

et al., 2021)。其次，群体对结果的信心越高，群体越坚信当前给出的答案(Leana, 1985; Lorenz et al., 2011)。一方面这会加强对当前决策的知行力(Stasser & Davis, 1981)，另一方面如果对误差比较大的答案信心很高，那么整个群体会趋向极端(Hinsz, 1990)。最后，群体决策的准确率是我们关注的重点，准确率的高低反映了群体决策结果的优劣。因此，在评价群体决策的表现时，应在群体形成共识的基础上，综合考量群体的信心以及群体的准确率。

群体共识即群体内个体的意见的统一程度。个体决策的分布越离散，群体的共识水平越低。我们使用群体内个体决策与群体决策的距离(Distance)分布的方差来衡量群体内个体决策的分布的离散程度。首先，个体 i 的决策与群体决策的距离：

$$Distance_i=E(X_{ij})-E(\overline{X_{*j}})=\beta_i-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\beta_i \tag{8}$$

其中$\overline{X_{*j}}$代表群体对问题 j 的决策均值。n 代表群体的规模。因为β_i服从正态分布，所以$Distance_i$服从方差为 0 的正态分布，该分布的方差越大，代表群体内个体决策的分布越离散。那么该正态分布的方差就可以用来反向测量群体的共识水平。最后，我们用 Consensus 代表群体决策的共识水平，则：

$$Consensus=-D(Distance_i) \tag{9}$$

群体信心越高表现为群体决策波动范围越小(Stasser & Davis, 1981)。而群体信心是个体信心的聚集。如前文所述，σ_i^2反向测量了个体的信心水平。因此，群体决策的信心水平（Confidence）的公式如下：

$$Confidence=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}D(X_{ij}) \tag{10}$$

群体准确率的一个关键指标是决策群体的专业绩效(Performance)。群体中越多的个体决策离正确值越近，该群体的专业绩效越高。专业绩效是群体内所有个体决策表现的综合反应，是反应群体决策结果的好坏的关键标准。在现实中，我们并不要求每一个决策都能够准确的命中正确答案，只要决策结果在一定的误差范围之内都被认为是可以接受的决策(Li et al., 2019)。令对决策答案与正确答案的可接受的误差为容忍度 r(r>0)，那么在可容忍区间(μ−r,μ+r)之内的决策答案都是我们可以接受的决策(Li et al., 2019)。群体内越多的个体决策落在可容忍区间内，代表群体的专业绩效越高。根据我们的假设，群体内个体的决策服从正态分布，因此群体决策的专业绩效如下：

$$Performance=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[P_i(\mu+r)-P_i(\mu-r)] \tag{11}$$

3 研究假设

3.1 初始阶段与社会影响后的对比

通过对比初始阶段和社会影响后的群体表现(见表 1)，我们得到命题 1。

表 1 初始阶段与社会影响后群体表现对比

	初始阶段		社会影响后
共识水平	$Consensus^{0}=-\frac{n-1}{n}\varepsilon^{2}$ 式(2)(3)(9)计算得出	<	$Consensus^{G}=-\frac{(n-1)(1-\alpha)^{2}}{n}\varepsilon^{2}$ 式(2)(3)(5)(9)计算得出
信心水平	$Confidence^{0}=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sigma_{i}^{2}$ 式(1)(10)计算得出	<	$Confidence^{G}=-\frac{(n-1)(1-\alpha)^{2}+1}{n^{2}}\sum_{i=1}^{n}\sigma_{i}^{2}$ 式(1)(5)(10)计算得出
专业绩效	$Performance^{0}=\Phi(\frac{r-\gamma}{\varepsilon/\sqrt{n}})-\Phi(\frac{-r-\gamma}{\varepsilon/\sqrt{n}})$ 式(2)(3)(11)计算得出	=	$Performance^{G}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\Phi_{i}(\frac{r-\gamma}{\varepsilon/\sqrt{n}})-\Phi_{i}(\frac{-r-\gamma}{\varepsilon/\sqrt{n}})]$ 式(2)(3)(5)(11)计算得出

命题 1. $Consensus^{G} > Consensus^{0}$，*即社会影响后的群体共识水平高于初始阶段的群体共识水平*；$Confidence^{G} > Confidence^{0}$，*即社会影响后的群体信心水平高于初始阶段的群体信心水平*；$Performance^{G} = Performance^{0}$，*即社会影响对群体专业绩效没有影响。*

3.2 社会影响后与 AI 辅助群体决策的对比

通过对比社会影响后与 AI 辅助群体决策下的群体表现(见表 2)，我们得到关于共识水平和信心水平的命题。而对于专业绩效的比较我们需要分情况讨论。

表 2 社会影响与 AI 辅助群体决策的群体表现对比

	社会影响后(同表 1)		AI 辅助群体决策
共识水平	$Consensus^{G}$	<	$Consensus^{GA}=-\frac{(n-1)(1-\alpha)^{2}(1-\eta)^{2}}{n}\varepsilon^{2}$ 式(2)(3)(4)(7)(9)计算得出
信心水平	$Confidence^{G}$	<	$Confidence^{GA}=-\frac{(1-\eta)^{2}[(n-1)(1-\alpha)^{2}+1]}{n^{2}}\sum_{i=1}^{n}\sigma_{i}^{2}$ 式(1)(4)(7)(10)计算得出
专业绩效	$Confidence^{G}$	?	$Performance^{GA}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\Phi_{i}(\frac{r-(\eta\Delta\mu+(1-\eta)\gamma)}{(1-\eta)\varepsilon/\sqrt{n}})-\Phi_{i}(\frac{-r-(\eta\Delta\mu+(1-\eta)\gamma)}{(1-\eta)\varepsilon/\sqrt{n}}$ 式(2)(3)(4)(7)(11)计算得出

命题 2：$Consensus^{GA}>Consensus^{G}$，*即 AI 辅助下群体决策的共识水平高于社会影响后的群体共识水平。*

命题 3：$Confidence^{GA} > Confidence^{G}$，*即 AI 辅助下群体决策的信心水平高于社会影响后的群体信心水平。*

由于正态分布积分函数的复杂性，我们将在 Matlab 中使用数值分析的方式，通过设定

个体初始决策的相关参数、群体层面的相关参数、社会影响的相关参数以及 AI 影响的相关参数来计算群体决策的专业绩效。以数值模拟的方式来探究不同的情况下，随着个体受 AI 影响程度增加，Performance^{GA}的变化趋势。并与Performance^{G}进行比较，从而得出一般化的结论，即如下观察 1 和观察 2(具体参数设定与仿真结果见附录 1)。

***观察 1**：当 AI 的准确度高时，无论群体准确度，群体初始共识水平，群体规模如何，先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效高于社会影响的群体专业绩效。*

***观察 2**：当 AI 的准确度不够时，若个体受 AI 的影响程度较低，则先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效高于社会影响的群体专业绩效；若个体受 AI 的影响程度较高，则先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效低于社会影响的群体专业绩效。*

4 实验：群体决策智能增强效果

本实验的目的是探究提供 AI 预测会对群体决策共识水平、信心水平以及专业绩效产生怎样的影响。本实验采用组内的实验设计，考察相比于没有 AI 辅助，有 AI 辅助的群体决策是否会取得更好的群体决策表现。

4.1 实验设计

我们招募了 120 名大学生被试，并进行了 12 场实验。每场实验有 10 位被试，他们组成一个群体，并就相关问题进行群体决策。被试需要回答 6 个不同类型的题目，题目类型见下表 3(具体的实验材料可见附录 1)。我们选择了一些比较困难的问题，被试需要耗费认知努力才能接近真实答案。每个问题在实验室中通过电脑同时发放给每个被试。他们被要求在不交流的情况下独自进行评估。

表 3 题目类型

问题	题目类型
Q1	根据一张街景照片猜测道路上有多少人
Q2	根据一支股票的价格走势图预测股价
Q3	根据一张人物的图片预测人的体重
Q4	根据一张人脸照片猜图中人物的年龄
Q5	根据一张冰淇淋的照片猜测该冰淇淋的热量
Q6	根据一张人物的照片预测人的身高

针对每个问题，我们会要求被试进行 4 轮回答，每轮回答被试做出 3 个答案。由于是群体决策，我们会在第 2、3、4 轮回答前给被试反馈所有人关于当前问题上一轮的答案均值(反馈形式：“小组均值：xxx”)。

在被试回答问题程中，我们设置了三种不同的场景以检验 AI 辅助的影响。场景 1(No AI)为四轮回答中都没有提供 AI 预测；场景 2(AI-3)为四轮回答中仅在第三轮回答前额外提供

AI 预测(反馈形式："AI 预测：xxx")；场景 3(AI-4)为四轮回答中仅在第四轮回答前额外提供 AI 预测。No AI 场景作为有 AI 影响的对照条件。AI-3 与 AI-4 场景代表了 AI 影响群体决策的两种运作方式。在不同轮次给到被试 AI 预测是为了探究 AI 在不同的时间出现是否会对群体决策产生影响(Lorenz et al., 2011)。没有在第二轮回答前提供 AI 预测信息是因为我们目的是探究 AI 在群体决策中的影响效果，因此我们需要被试在回答之前，先接收到来自群体的决策信息。若在第 2 轮同时提供群体信息和 AI 信息，我们无法保证群成员会先受到群体影响。

在每一场实验中，所有的被试都要在 3 种信息条件下各自回答 2 个问题，共 6 题(即组内设计)。问题的顺序是完全随机的，对应的信息条件见表 4。其中每一列代表了某一场实验的问题顺序。这意味着每场实验都提出了同样的 6 个问题，但以不同的顺序和不同的信息条件呈现。被试被随机分配到一系列问题和信息条件中，排除了信息条件的顺序效应(Lorenz et al., 2011)。

表 4 问题安排

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
No AI	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4
No AI	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3
AI-3	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6
AI-3	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1
AI-4	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5
AI-4	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2	Q4	Q1	Q5	Q3	Q6	Q2

参与实验的被试除了基础报酬之外还会获得额外的奖励。被试奖励的判断标准是他们的答题得分。具体而言，被试的每一个答案落在正确答案的±5%、±10%、±20%区间内，该答案可以获得 4、2、1 分，否则该答案不得分。该奖励机制适用于所有问题的所有轮次的所有答案。为了确保所有被试都认真回答，我们对每个问题的四轮回答一共 12 个答案都进行了得分计算，被试最终的奖励由 6 个题目的总计得分构成。并且我们向被试说明，其所在群体的表现并不会影响其最终奖励的评判。综上，我们的实验设计将受试者置于实验情境中，他们会试图通过使用自己的知识和他人答案的信息以及我们给出的 AI 预测来尽可能接近真相。

所有被试在实验开始前都被告知实验的任务、流程操作和注意事项，并说明了奖励规则。然后我们强调了匿名保证，遵守不沟通政策的义务，不使用任何辅助设备(如互联网或手机)等相关问题。最后，我们在确认被试充分知晓实验规则，并且获得收集和使用他们回答的许可后开始了实验。

4.2 实验结果与分析

表 5 展示了我们选择的每个问题的真实答案、AI 预测、群体初始决策的均值、群体初始决策的中位数。在群体初始决策的均值与中位数差异不大的情况下，为了简化后续的数据分析，我们使用群体的均值来代表群体的决策(Lorenz et al., 2011)。

表 5 问题真实答案以及被试初始决策

问题	真实答案	AI 预测	初始均值	初始中位数
1.预测道路人数	207	211	149.675(−27.67%)	129(−37.68%)
2.股价预测	243.55	250.76	264.98(+8.80%)	260(+6.75%)
3.预测人体重	120.2	122.45	91.21(−24.12%)	87(−27.62%)
4.预测人年龄	58	60	59.94(+3.34%)	60(+3.45%)
5.预测冰淇淋热量	184	179	390.37(+112.16%)	250(+35.87%)
6.预测人身高	177.8	172.81	182.98(+2.91%)	183(+2.92%)

注：括号中是初始均值或初始中位数与真实答案的偏差。

4.2.1 K-S 检验

探究 AI 预测对群体决策的影响需要确保对同一问题在不同场景下被试初始决策分布无差异。我们首先需要进行了 Kolmogorov-Smirnov 检验(简称 K-S 检验)。实验中被试每次回答都会给出三个答案，我们将被试的三个答案的均值作为被试的决策。我们选取被试对问题 Q_i(i={1, 2, 3, 4, 5, 6})的第 1 轮给出的 120 个决策作为样本 1(12 个群体，每个群体 10 位被试)，将不同场景下不同轮次的 40 个决策作为样本 2 进行 K-S 检验(即某一问题在某一场景下会有 4 个群体回答，每个群体 10 位被试)，用于对比两组样本是否来自于同一个总体。通过 K-S 检验我们可以判断不同场景不同轮次下的群体答案是否与总体分布存在显著性差异。

表 6 报告了每个问题在不同场景和不同轮次下与总体分布对比的 K-S 检验结果。从第 1 列我们可以看出每个问题在不同场景下的第 1 轮回答都与总体分布没有显著性差异。这个结果说明被试初始决策分布的确无显著差异。并且从第 2、3、4 列我们可以进一步看出，在后续决策中，得到信息的被试更有可能改变其答案。并且从 Panel B 的第 3、4 轮和 Panel C 的第 4 轮可以发现，AI 影响下被试的决策分布改变会更加明显，有更多题目的答案分布与总体有差异的。

表 6　K-S 检验 p 值

Panel A: No AI				
Q	第 1 轮	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
1	0.963	0.003*	0.002*	0.004*
2	0.873	0.985	0.873	0.873
3	0.996	0.076	0.021*	0.148
4	0.999	0.028*	0.007*	0.012*
5	0.873	0.009*	0.001*	0.001*
6	0.996	0.925	0.181	0.873
Panel B: AI−3				
Q	第 1 轮	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
1	0.925	0.005*	0.000*	0.000*
2	0.996	0.925	0.181	0.375
3	0.925	0.181	0.000*	0.000*
4	0.925	0.181	0.012*	0.021*
5	0.996	0.009*	0.001*	0.000*
6	1	0.509	0.000*	0.000*
Panel C: AI−4				
Q	第 1 轮	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
1	0.509	0.096	0.007*	0.000*
2	0.963	0.66	0.44	0.12
3	0.737	0.22	0.12	0.000*
4	0.66	0.148	0.12	0.016*
5	0.963	0.028*	0.060*	0.012*
6	0.999	0.317	0.148	0.021*

注：* $p < 0.05$

我们同样利用 K-S 检验去考察了群体决策表现的变化以初步判断 AI 辅助的影响。群体决策表现在每种场景下有 24 组数据，我们将某个场景下决策轮次为 1 的 24 个群体决策表现作为样本 1，将决策轮次为 2、3、4 的群体表现分别作为样本 2。对每个场景下不同轮次的群体决策的共识水平、信心水平和专业绩效进行 K-S 检验以及 t 检验。从表 7、表 8 和表 9 可以初步判断出，在群体决策中反馈给被试群体信息以及 AI 预测都会影响群体决策共识水平、信心水平和专业绩效。

表 7 群体决策共识水平 K-S 检验以及右尾 t 检验

Panel A: No AI			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.259	0.259	0.139
ttest	0.117	0.081	0.074
Panel B: AI−3			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.139	0.002*	0.013*
ttest	0.055	0.023*	0.022*
Panel C: AI−4			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.441	0.259	0.013*
ttest	0.034*	0.026*	0.020*

注：* $p < 0.05$

表 8 群体决策信心水平 K-S 检验以及右尾 t 检验

Panel A: No AI			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.893	0.259	0.068
ttest	0.218	0.068	0.035*
Panel B: AI−3			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.441	0.068	0.013*
ttest	0.037*	0.009*	0.003*
Panel C: AI−4			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.675	0.068	0.139
ttest	0.142	0.017	0.036*

注：* $p < 0.05$

表 9 群体决策专业绩效 K-S 检验以及左尾 t 检验

Panel A: No AI			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.893	0.441	0.259
ttest	0.330	0.362	0.361
Panel B: AI−3			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.992	0.013*	0.013*
ttest	0.335	0.004*	0.003*
面板 C: AI−4			
	第 2 轮	第 3 轮	第 4 轮
K−S	0.893	0.893	0.031*
ttest	0.391	0.421	0.005*

注：* $p < 0.05$

4.2.2 AI 辅助对共识水平的影响

在探究 AI 辅助对群体决策共识水平的影响时，我们仅挑选被试在第 2、3、4 轮给出的答案。因为在第 1 轮回答中，被试仅仅根据自身对问题的判断给出答案，并未受到群体或

AI 的影响。所以第 1 轮个体回答的数据我们不予考虑。在群体层面，群体决策的共识水平是群体内个体决策均值的方差的相反数。我们将被试每一轮回答的三个答案的均值作为其决策，由于每个问题的答案不同，我们将被试的决策按照其回答问题的真实答案进行了标准化后，再计算群体决策的共识水平。群体决策中不同轮次的共识水平如图 13 所示。对于 AI-3 条件的问题，第 3、4 轮的群体决策受到了 AI 的影响，对于 AI-4 条件的问题，第 4 轮的群体决策受到了 AI 的影响。根据图 13 可初步判断，随着群体信息和 AI 信息的加入，共识水平有增加趋势。

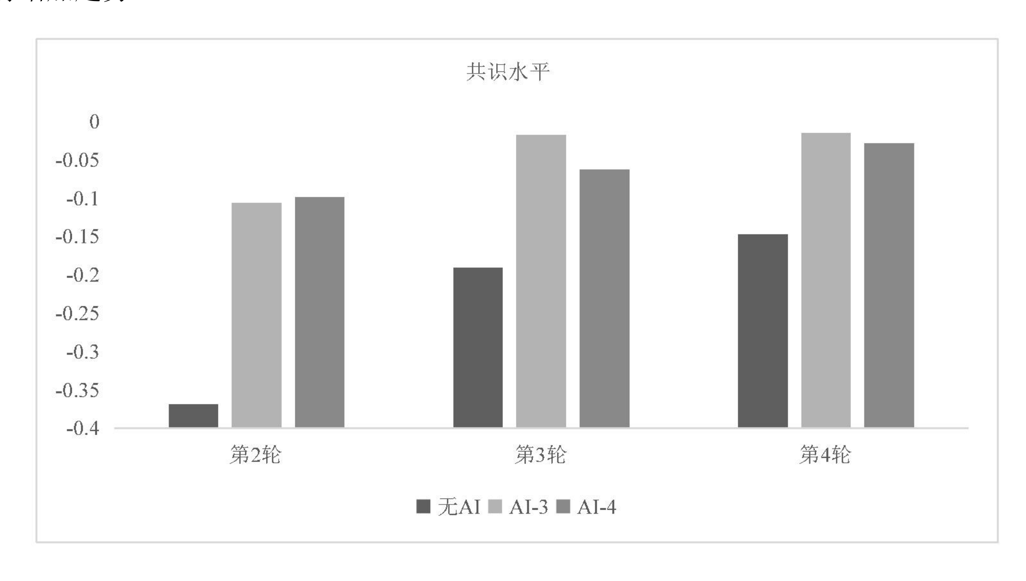


图 13 不同轮次下共识水平对比

为了更加精确地了解 AI 辅助对群体决策共识水平的影响，我们生成 5 个虚拟变量：***AI 影响***、***直接 AI 影响***、***间接 AI 影响***、***第三轮前出现 AI*** 与***第四轮前出现 AI***(具体变量定义见表 10)。并利用线性随机截距模型检验了它们与群体决策共识水平之间的关系。

表 10 变量名及变量定义

变量名	变量定义
AI 影响	若某题某轮回答前直接或间接受到 AI 影响，该变量记为 1，否则为 0
直接 AI 影响	若某题某轮回答前直接受到 AI 影响，该变量记为 1，否则为 0
间接 AI 影响	若某题某轮回答前间接受到 AI 预测，该变量记为 1，否则为 0
第三轮前出现 AI	若某题某轮回答属于 AI-3 场景下第 3 或 4 轮回答，该变量记为 1，否则为 0
第四轮前出现 AI	若某题某轮回答属于 AI-4 场景下第 4 轮回答，该变量记为 1，否则为 0

不同组在回答不同问题时的表现具有异质性，聚类随机截距模型可以将这一重要因素考虑在内。截距的标准差是通过聚类 72 个不同的时间序列(12 个群体回答 6 个不同的问题)来计算的。对共识水平的回归有 216 个数据，这 216 个数据由 12 个独立的群体组成，每个群体对应 6 个问题给出的第 2、3、4 轮答案。表 11 第 1 列中 ***AI 影响***的系数显著为正($\beta = 0.082$，$p = 0.058$, 95%CI=[−0.003, 0.166])，表明在群体决策中 AI 辅助会提升群体的共识水平。表 11

第 2 列中显示***直接 AI 影响***的系数显著为正(β = 0.078，p = 0.094, 95%CI=[−0.013, 0.169])，***间接 AI 影响***的系数为正但不显著(β = 0.092，p = 0.160, 95%CI=[−0.036, 0.219])，表明 AI 辅助的出现会立马收拢群成员的共识，但这个影响不会持久存在。表 11 第 3 列中***第三轮前出现 AI*** 的系数为正但不显著(β = 0.093，p = 0.103, 95%CI=[−0.019, 0.205])，***第四轮前出现 AI*** 的系数为正但不显著(β = 0.059，p = 0.335, 95%CI=[−0.061, 0.180])，表明不同轮次出现 AI 辅助对群体决策共识水平无显著影响。整体而言，在群体决策中 AI 辅助可以增加群体决策的共识水平，我们验证了***命题 2***。且我们额外发现了该效应具有时效性。

表 11 AI 辅助对共识水平的影响

	(1) 共识水平	(2) 共识水平	(3) 共识水平
固定效应			
AI 影响	0.082*		
	(1.89)		
直接 AI 影响		0.078*	
		(1.67)	
间接 AI 影响		0.092	
		(1.41)	
第三轮前出现 AI			0.093
			(1.63)
第四轮前出现 AI			0.059
			(0.96)
Intercept	−0.141***	−0.141***	−0.142***
	(−2.85)	(−2.86)	(−2.86)
随机效应			
Std. dev. intercepts	0.375***	0.375***	0.375***
	(10.38)	(10.38)	(10.38)
Std. dev. residuals	0.251***	0.251***	0.251***
	(16.96)	(16.96)	(16.96)
N	216	216	216

注：* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$，括号中为 t 值。

4.2.3 AI 辅助对信心水平的影响

群体决策的信心水平是群体内个体决策方差均值的相反数。实验结果表明，存在被试对问题答案单位的数量级不清晰的情况。而不同数量级之间的方差差异十分明显，且在两位被试对数量级的理解不一致的情况下，回答(1, 2, 3)的被试的信心水平与回答(1000, 2000, 3000)的被试的信心水平是一致的。所以我们将被试的三次答案分别除以其答案的均值，以处理后的三次答案的方差的相反数作为被试决策的信心水平，再由此计算群体的信心水平。群体决策中不同轮次的群体信心水平如图 14 所示。从图中我们可以初步判断，群体决策会不断增

加群体信心，但 AI 的加入有可能会增加也可能会减弱群体信心。

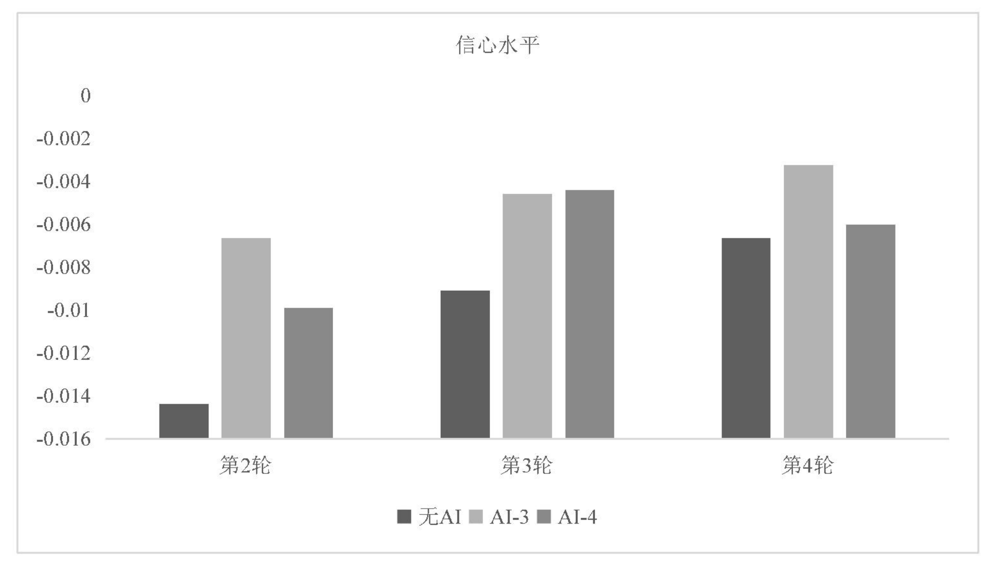


图 14 不同轮次下信心水平对比

我们对群体决策的信心水平进行线性随机截距模型回归。表 12 第 1 列中 ***AI 影响***的系数显著为正(β = 0.002，p = 0.039, 95%CI=[0.000, 0.003])，表明 AI 辅助会提升群体的信心水平。表 12 第 2 列中***直接 AI 影响***的系数为正但不显著(β = 0.001，p = 0.121, 95%CI=[−0.000, 0.003])，***间接 AI 影响***的系数显著为正(β = 0.003，p = 0.035, 95%CI=[0.000, 0.005])。这说明在群体决策过程中，AI 无法直接对群体信心有增强作用，而是需要通过群成员内化或论证后才会发生作用。表 12 第 3 列中***第三轮前出现 AI*** 对的系数显著为正(β = 0.002，p = 0.037, 95%CI=[0.000, 0.005])，***第四轮前出现 AI*** 的系数为正但不显著(β = 0.001，p = 0.439, 95%CI=[−0.001, 0.003])，说明更早出现 AI 辅助对群体决策信心提高有帮助，这也佐证了前面关于 AI 辅助对群体信心的间接影响。整体而言，AI 辅助可以增加群体决策的信心水平，我们验证了***命题 3***。并且我们额外发现该作用具有滞后性。这意味着更早的 AI 介入会对群体信心更有帮助。

表 12 AI 辅助对信心水平的影响

	(1) 信心水平	(2) 信心水平	(3) 信心水平
固定效应			
AI 影响	0.002**		
	(2.07)		
直接 AI 影响		0.001	
		(1.55)	
间接 AI 影响		0.003**	
		(2.10)	
第三轮前出现 AI			0.002**
			(2.09)
第四轮前出现 AI			0.001
			(0.77)
Intercept	−0.006***	−0.006***	−0.006***
	(−6.11)	(−6.14)	(−6.17)
随机效应			
Std. dev. intercepts	0.007***	0.007***	0.007***
	(10.41)	(10.42)	(10.41)
Std. dev. residuals	0.005***	0.005***	0.005***
	(16.96)	(16.96)	(16.96)
N	216	216	216

注：* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$，括号中为 t 值。

4.2.4 AI 辅助对专业绩效的影响

在实验设计中，被试答案的误差在±5%以内得 4 分，±10%以内得 2 分，±20%以内得 1 分。准确性越高，被试的得分会越高。因此我们根据群体成员的总得分来衡量专业绩效。如图 15 显示，在向群体提供 AI 预测时，群体决策的专业绩效会有明显的提高。

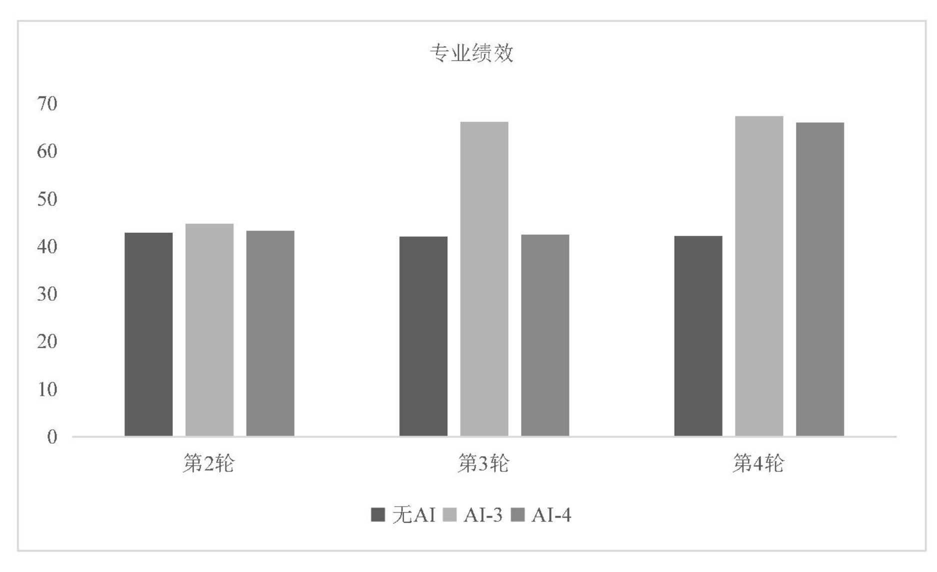


图 15 不同轮次下专业绩效对比

我们同样对群体决策专业绩效进行线性随机截距模型回归。表 13 第 1 列中 ***AI 影响***的系数显著为正($\beta = 22.608$，$p < 0.001$, 95%CI=[19.925, 25.291])，表明 AI 辅助可以提高群体决策的专业绩效。表 13 第 2 列中***直接 AI 影响***的系数显著为正($\beta = 22.442$，$p < 0.001$, 95%CI=[19.571, 25.313])，***间接 AI 影响***的系数显著为正($\beta = 23.101$，$p < 0.001$, 95%CI=[19.046, 27.156])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异(χ^2 (1)=0.10，$p = 0.751$)。表明无论是直接的还是间接的 AI 辅助对群体专业绩效都存在正向影响。表 13 第 3 列中***第三轮前出现 AI*** 的系数显著为正($\beta = 21.004$，$p < 0.001$, 95%CI=[17.208, 24.800])，***第四轮前出现 AI*** 的系数显著为正($\beta = 22.251$，$p < 0.001$, 95%CI=[18.345, 26.158])，t 检验显示两个影响系数之间没有显著性差异(χ^2(1)=0.00，$p = 0.971$)，说明展示了不同轮次出现的 AI 影响对群体专业绩效的影响不存在显著差异。整体而言，AI 辅助可以增加群体决策的专业绩效，且具有持续性。我们验证了***观察 1***。为了检验 AI 辅助对群体决策准确率影响的稳健性，我们还利用了群体决策误差、集体误差与群体智慧这三个指标进行了验证，结果保持一致(相关结果见附录 2)。

表 13 AI 辅助对专业绩效的影响

	(1) 专业绩效	(2) 专业绩效	(3) 专业绩效
固定效应			
AI 影响	22.608*** (16.52)		
直接 AI 影响		22.442*** (15.32)	
间接 AI 影响		23.101*** (11.17)	
第三轮前出现 AI			21.004*** (10.84)
第四轮前出现 AI			22.251*** (11.16)
Intercept	43.242*** (10.51)	43.224*** (10.51)	43.541*** (10.59)
随机效应			
Std. dev. intercepts	34.396*** (11.80)	34.395*** (11.80)	34.338*** (11.79)
Std. dev. residuals	7.776*** (16.97)	7.773*** (16.97)	7.991*** (16.97)
N	216	216	216

注：* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$，括号中为 t 值。

4.3 结果讨论

本实验发现了在 AI 辅助下，群体决策的共识水平、信心水平、专业绩效都会提高。其

中，AI 辅助对群体共识水平的影响具有时效性，而 AI 辅助对群体信心的影响具有滞后性。不同轮次出现 AI 对共识水平、专业绩效的影响没有显著差异。而更早的 AI 介入对群体信心却有显著影响。整体而言，我们证明了***命题 2***、***命题 3***，并且我们的研究结果也进一步佐证了仿真结果发现的***观察 1***。

5 讨论

5.1 理论意义

我们的研究发现在以下几个方研究领域具有一定理论贡献。首先，本研究拓展了 AI 增强相关研究的应用场景。随着 AI 在各个领域的广泛运用，人机协同决策已经变得至关重要。大量 AI 增强的相关文献讨论了 AI 增强适用领域，AI 增强的效果，以及 AI 增强场景中人类对 AI 的信任问题(Fügener et al., 2021; Jussupow et al., 2021)。但以往 AI 增强的研究关注 AI 辅助孤立的个体进行决策。AI 带来的机遇与挑战并非只对个体产生影响，作为人类社会核心的群体同样也会因为 AI 的运用而受到影响。本文拓展了现有 AI 增强研究的情境。我们使用 AI 为群体决策提供辅助，通过数学模型刻画了社会影响与 AI 影响对群成员决策的共同影响，并探究了 AI 辅助群体决策的增强效果，对 AI 增强的相关研究做出重要的理论贡献。其次，本研究丰富了群体决策中信息来源多样性的讨论。以往群体决策相关研究中，只考虑了个体从人类群体获取信息，通过群体成员之间的相互影响完成决策(Becker et al., 2017; Lorenz et al., 2011)。群体决策中的信息多样性主要来源于人类专业领域、背景或认知偏好之间的差异(Aspinall, 2010; Fügener et al., 2021)，并未考虑生命智慧和非生命智慧的多样性。本文在群体决策的场景中考虑 AI 辅助效果就是对跨层次信息多样性影响研究的初步尝试。最后，不同于已有的群体决策的相关研究(Bohlmann et al., 2006; Lorenz et al., 2011)。本研究提出一种更加全面、综合的角度来评价群体决策的表现。我们从群体决策的共识、信心以及准确率三个维度讨论了群体决策的表现，这样我们能更加清晰地评价 AI 辅助群体决策的增强效果。这种方法有望为未来的群体决策研究提供新的思路，推动群体决策理论的发展，并为实际决策实践提供更有效的参考依据。

5.2 实践意义

我们的研究结论对组织如何更好地实行群体决策具有一定的指导意义。群体决策通常需要团队对不同的信息进行分析、讨论和决策。这个过程需要大量的人力、物力以及财力。面对不断变化的外部环境，群体决策更是动态的且需要快速反应。AI 作为一种新的技术手段可以为群体决策带来帮助。我们的研究为组织或企业的群体决策中引入 AI 技术的行动提供

了支持。同时，AI 技术的应用也需要注意以下问题。首先，AI 的准确率是关键要素；其次，通过仿真观察，我们认为群体成员需要对 AI 结果保持审查不可过分依赖；最后，组织若想提高群体共识或信心需要使用不同策略，即提高共识需要 AI 直接干预，增加信心需要 AI 更早介入。本研究为企业智能化战略也提供了重要指导。随着数字经济时代的到来，企业只有加速智能化才能跟上时代的浪潮。以往研究都只关注 AI 在智能客服等服务领域(Bergner et al., 2023; Jia et al., 2024; Luo et al., 2019)，这使得部分企业盲目地进行企业智能化或者不知如何将智能化的优势最大限度的发挥。我们认为企业可以在各项群体决策任务中布局智能化工具。AI 应用场景的拓展，无疑可以丰富企业智能化战略。

5.3 研究局限与未来展望

本研究为企业如何使用 AI 辅助群体决策提供了理论和决策参考。但也存在着不足与局限，这也为未来的研究提供了可以参考的方向。首先，本研究仅考虑了 AI 对小规模群体决策的辅助效果。在某些领域中我们需要大规模的群体决策，以获取更多利益方的意见以做出满足各方利益的决策(Venkatesh et al., 2020)。诸如应对新冠疫情的策略布局需要各界人员的通力合作，而面对如此庞大和多样的群成员，通用 AI 的设计其实是一个难题。其次，我们在群体决策中对每位个体赋予了均等的权重。然而，群体决策通常是由多位专家一同进行(Aspinall, 2010)，我们没有考虑不同个体在决策中拥有的知识不同而分配其不同的权重，也没有考虑群体决策过程中个体之间的社交网络关系。而个体之间的社交网络关系是影响群体决策表现的复杂因素。

6 结论

本研究通过模型求解、数值仿真与实验设计相结合的方法，发现了 AI 辅助对群体决策的增强效果。具体表现为 AI 辅助可以提升群体决策的共识水平、信心水平与准确率。除此之外，群体共识水平更容易受到 AI 的直接影响，而群体信心水平更容易受到 AI 的间接影响。这说明 AI 辅助凝聚群成员共识具有时效性，在 AI 出现的当下，群成员在决策时会有一个标杆。而 AI 辅助提升群体信心并不是一个直接过程，需要群体成员内化或理解后才会发挥其作用。并且更早的 AI 介入才能发挥增强群体信心的效果。对于准确率而言，AI 辅助会稳定地发挥增强作用。

参 考 文 献

Abdar, M., Pourpanah, F., Hussain, S., Rezazadegan, D., Liu, L., Ghavamzadeh, M., ... Nahavandi, S. (2021). A review of uncertainty quantification in deep learning: Techniques, applications and challenges. *Information Fusion*, *76*, 243-297.

Allen, R. T., & Choudhury, P. R. (2022). Algorithm-augmented work and domain experience: The countervailing forces of ability and aversion. *Organization Science*, *33*(1), 149-169.

Aspinall, W. (2010). A route to more tractable expert advice. *Nature*, *463*, 294-295.

Balasubramanian, N., Ye, Y., & Xu, M. (2022). Substituting human decision-making with machine learning: Implications for organizational learning. *Academy of Management Review*, *47*(3), 448-465.

Ballings, M., Van den Poel, D., Hespeels, N., & Gryp, R. (2015). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, *42*(20), 7046-7056.

Banerjee, A. V. (1992). A simple model of herd behavior. *Quarterly Journal of Economics*, *107*(3), 797-817.

Bastani, H., Zhang, D. J., & Zhang, H. (2022). Applied machine learning in operations management. *Innovative Technology at the Interface of Finance and Operations*, *1*, 189-222.

Becker, J., Brackbill, D., & Centola, D. (2017). Network dynamics of social influence in the wisdom of crowds. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *114*(26), E5070-E5076.

Bergner, A. S., Hildebrand, C., & Häubl, G. (2023). Machine talk: How verbal embodiment in conversational AI shapes consumer-brand relationships. *Journal of Consumer Research*, *50*(4), 742-764.

Birnbaum, M. H. (1976). Intuitive numerical prediction. *The American Journal of Psychology*, *89*, 417-429.

Bohlmann, J. D., Rosa, J. A., Bolton, R. N., & Qualls, W. J. (2006). The effect of group interactions on satisfaction judgments: Satisfaction escalation. *Marketing Science*, *25*(4), 301-321.

Chiang, C., Lu, Z., Li, Z., & Yin, M. (2023). Are two heads better than one in AI-assisted decision making? Comparing the behavior and performance of groups and individuals in human-AI collaborative recidivism risk assessment. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. (pp.1-18). Association for Computing Machinery, New York, United States.

Chong, L., Zhang, G., Goucher-Lambert, K., Kotovsky, K., & Cagan, J. (2022). Human confidence in artificial intelligence and in themselves: The evolution and impact of confidence on adoption of AI advice. *Computers in Human Behavior*, *127*, 107018.

Choudhury, P., Starr, E., & Agarwal, R. (2020). Machine learning and human capital complementarities: Experimental evidence on bias mitigation. *Strategic Management Journal*, *41*(8), 1381-1411.

Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become borgs? Merits and pitfalls of working with AI. *MIS Quarterly*, *45*(3), 1527-1556.

Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2022). Cognitive challenges in human–artificial intelligence collaboration: Investigating the path toward productive delegation. *Information Systems Research*, *33*(2), 678-696.

Green, B., & Chen, Y. (2019). The principles and limits of algorithm-in-the-loop decision making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, *3*(CSCW), 1-24.

Guo, Y. H., Shang, Z. W., Zou, J. G., & Zhao, T. (2016). Review on key issues in group decision making research. *Statistics & Decision*(24), 63-67.

[郭永辉, 尚战伟, 邹俊国, 赵涛. (2016). 群决策关键问题研究综述. *统计与决策*(24), 63-67.]

Hinsz, V. B. (1990). Cognitive and consensus processes in group recognition memory performance. *Journal of Personality and Social Psychology*, *59*(4), 705-718.

Huang, M., & Liu, Y. (2023). Psychological mechanisms underlying adopting human-machine collaboration in augmented managerial decision-making: A perspective of self-determination theory. *Advances in Psychological*

Science, *31*(11), 1981-1993.
[黄敏学, 刘远. (2023). 人机协同增强型商务信息管理决策采用的心理机制——自我决定理论视角. *心理科学进展*, *31*(11), 1981-1993.]
Jia, N., Luo, X., Fang, Z., & Liao, C. (2024). When and how artificial intelligence augments employee creativity. *Academy of Management journal*, *67*, 5-32.
Jussupow, E., Spohrer, K., Heinzl, A., & Gawlitza, J. (2021). Augmenting medical diagnosis decisions? An investigation into physicians' decision-making process with artificial intelligence. *Information Systems Research*, *32*(3), 713-735.
Kühl, N., Goutier, M., Baier, L., Wolff, C., & Martin, D. (2022). Human vs. supervised machine learning: Who learns patterns faster? *Cognitive Systems Research*, *76*, 78-92.
Leana, C. R. (1985). A partial test of Janis' groupthink model: Effects of group cohesiveness and leader behavior on defective decision making. *Journal of Management*, *11*(1), 5-18.
Li, C., Lin, A., Lu, H., & Veenstra, K. (2020). Gender and beauty in the financial analyst profession: Evidence from the United States and China. *Review of Accounting Studies*, *25*(4), 1230-1262.
Li, Y., Sun, K., & Tong, S. (2019). Observer-based adaptive fuzzy fault-tolerant optimal control for SISO nonlinear systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, *49*(2), 649-661.
Lindebaum, D., Vesa, M., & den Hond, F. (2020). Insights from "the machine stops" to better understand rational assumptions in algorithmic decision making and its implications for organizations. *Academy of Management Review*, *45*(1), 247-263.
Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research*, *46*(4), 629-650.
Lorenz, J., Rauhut, H., Schweitzer, F., & Helbing, D. (2011). How social influence can undermine the wisdom of crowd effect. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *108*(22), 9020-9025.
Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, *38*(6), 937-947.
O'Gorman, H. J. (1986). The discovery of pluralistic ignorance: An ironic lesson. *Journal of the History of the Behaviorol Sciences*, *22*(4), 333-347.
Pálfi, B., Arora, K., & Kostopoulou, O. (2022). Algorithm-based advice taking and clinical judgement: Impact of advice distance and algorithm information. *Cognitive Research: Principles and Implications*, *7*, 70.
Snijders, C., Conijn, R., de Fouw, E., & van Berlo, K. (2023). Humans and algorithms detecting fake news: Effects of individual and contextual confidence on trust in algorithmic advice. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *39*(7), 1483-1494.
Stasser, G., & Davis, J. H. (1981). Group decision making and social influence: A social interaction sequence model. *Psychological Review*, *6*(88), 523-551.
Steyvers, M., Tejeda, H., Kerrigan, G., & Smyth, P. (2022). Bayesian modeling of human–AI complementarity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *119*(11), e2111547119.
Venkatesh, V., Sykes, T. A., & Zhang, X. (2020). ICT for development in rural India: A longitudinal study of women's health outcomes. *MIS Quarterly*, *44*(2), 605-629.
Yang, V. C., Galesic, M., Mcguinness, H., & Harutyunyan, A. (2021). Dynamical system model predicts when social learners impair collective performance. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *118*(35), e2106292118.
Zha, Q., Dong, Y., Zhang, H., Chiclana, F., & Herrera-Viedma, E. (2021). A personalized feedback mechanism based on bounded confidence learning to support consensus reaching in group decision making. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, *51*(6), 3900-3910.

The enhanced effects of AI in group decision making

Abstract

As data science and artificial intelligence (AI) technologies gain increasing attention in the field of human decision making, human-AI collaborative decision making has gradually become the mainstream approach to organizational decision making. This approach effectively integrates experience-centered supportive decision making with data-centered automated decision making. Existing research has mainly focused on the effects of AI in individual decision making and related influencing factors, largely neglecting the discussion of AI assistance in group decision making. Therefore, this paper aims to explore the effectiveness of AI assistance in group decision making. Based on a review of existing research related to AI-assisted decision making and group decision making, this paper describes how AI engagement affects the consensus level, confidence level, and accuracy of group decision making.

In this paper, we explored the effect of AI assistance in group decision making mainly through mathematical modeling, numerical simulation, and a behavioral experiment. First, we used mathematical modeling to portray the mathematical forms of individual cognition, AI cognition, social influence, and AI influence in group decision making. We proposed three measurement expressions for group decision making performance. Then, through comparison and simulation analysis, we observed the changes in group decision making performance under AI assistance. Finally, we designed a behavioral experiment to collect responses from 120 participants (divided into 10 groups) responding to six questions. We completed four rounds of responses for each question by feeding group information and AI predictions. By analyzing the answers of these groups, we tested our research conjecture.

The main results of this paper are as follows. First, compared with no AI assistance, group decision making with AI assistance significantly enhances the consensus level, confidence level and accuracy of group decision. Second, the enhancement effect of AI assistance on consensus level is time-sensitive, while the enhancement on confidence level has a delayed effect. Third, the earlier appearance of AI assistance has a more significant effect on enhancing group confidence.

The main theoretical contributions of this paper are as follows. First, this paper extends the

research field of AI-assisted decision making. Specifically, we focus on the effect of AI intervention in group decision making. Second, this paper enriches the understanding of information diversity in group decision making, and makes the first attempt to integrate the collision of human and machine intelligence. Finally, this paper synthesizes the dimensions of group decision making performance, and comprehensively examines the effects of AI-assisted group decision making from the perspectives of consensus, information, and accuracy. Our findings provide new insights for the frameworks of organizational group decision making, which have practical implications for building AI-enhanced group decision making processes.

Keywords group decision making, artificial intelligence, human-AI collaboration

附录 1 专业绩效仿真结果

在决策中，当新的信息与当前决策者的误差为相反方向时，该新信息对于决策者来说具有矫正作用，进而提高决策者的准确率(Herzog & Hertwig, 2009)。因此在我们对$Performance^{GA}$与$Performance^{G}$进行不同情况下的数值模拟时，还需特别关注γ与$\Delta\mu$乘积与 0 的关系，若乘积大于 0，则表明 AI 预测对于群体来说不具有矫正作用；若乘积小于 0，则表明 AI 预测对于群体来说具有矫正作用。

参数设定：一般而言，我们认为误差在 10%内的预测是一个好的预测，误差在 15%以外是一个相当差的预测(Roy et al., 2016)。因此我们在接下来的数值分析中将 r 设置为 0.1；$|\Delta\mu|<0.1$ 代表 AI 预测准确，$0.1<|\Delta\mu|<0.15$ 代表 AI 预测不够准确；$|\gamma|<0.1$ 代表群体的预测准确，$|\gamma|>0.1$ 代表群体的预测不够准确。其中将不够准确的 AI 的误差取值范围定为(0.1，0.15)。而误差超过 15%的 AI 预测被认为是一个相当糟糕的预测，在现实情况中不会被使用(Roy et al., 2016)。参考 Aiken 等(1994)，我们将群体规模设置为 10 与 40 两个水平。通过不同群体规模之间的比较，以判断在 AI 辅助下群体规模对群体决策专业绩效的影响(Aiken et al., 1994)。参考 Biemann 和 Kearney(2010)，我们将衡量群体多样性水平的参数ε设置为 1 与 4 两个水平。通过不同水平的群体多样性之间的比较，以判断在 AI 辅助下群体多样性对群体决策专业绩效的影响(Biemann & Kearney, 2010)。

情况 1：$|\gamma|<|\Delta\mu|<r$，且$\Delta\mu*\gamma>0$，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 1 所示。

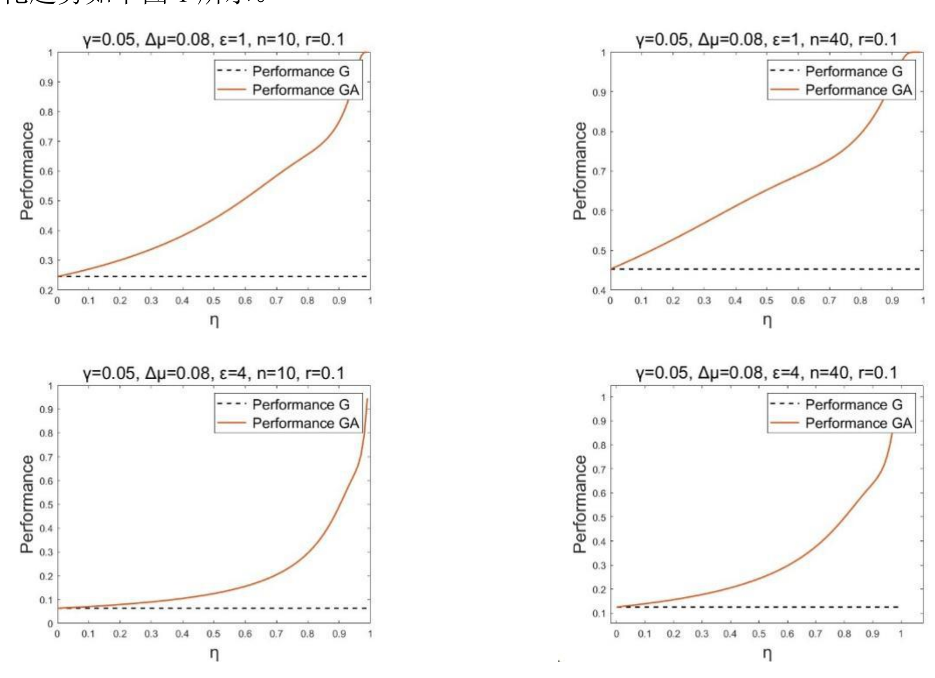


图 1 $|\gamma|<|\Delta\mu|<r$，且$\Delta\mu*\gamma>0$

当群体初始预测比 AI 预测准确，且两者的预测都在误差许可范围内，AI 相对于人类来说不具备矫正作用时，群体在决策时越信任 AI 预测，群体决策的专业绩效越高。

情况 2：$|\gamma|<|\Delta\mu|<r$，且$\Delta\mu*\gamma<0$，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 2 所示。

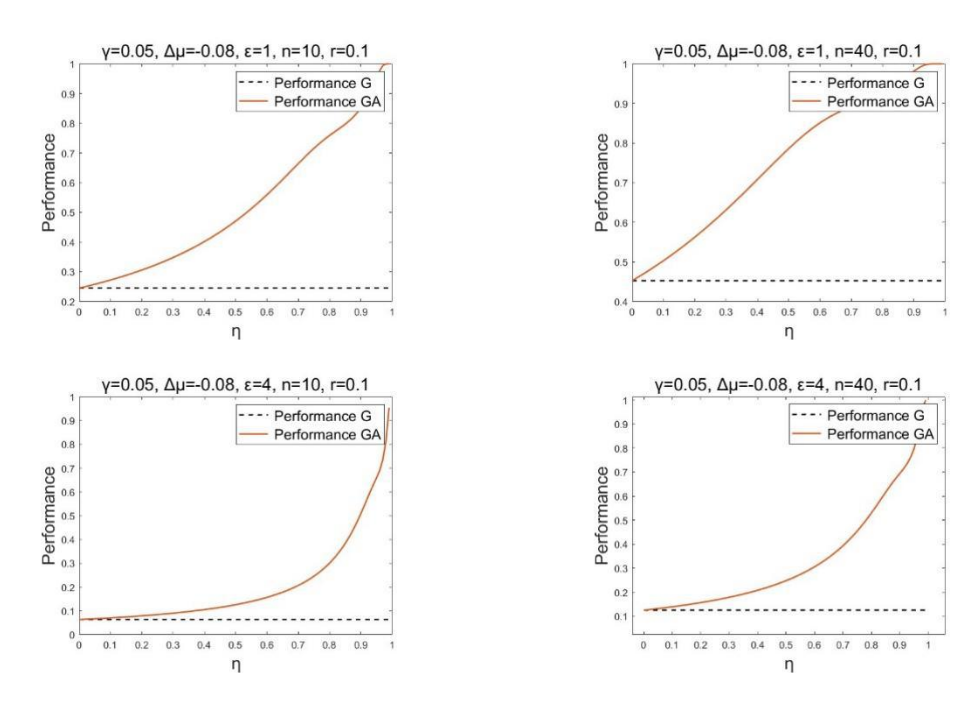


图 2　$|\gamma|<|\Delta\mu|<r$，且$\Delta\mu*\gamma<0$

当群体初始预测比 AI 预测准确，且两者的预测都在误差许可范围内，AI 相对于人类来说具备矫正作用时，群体在决策时越信任 AI 预测，群体决策的专业绩效越高。

情况 3：$|\Delta\mu|<|\gamma|<r$，且$\Delta\mu*\gamma>0$，ε　与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 3 所示。

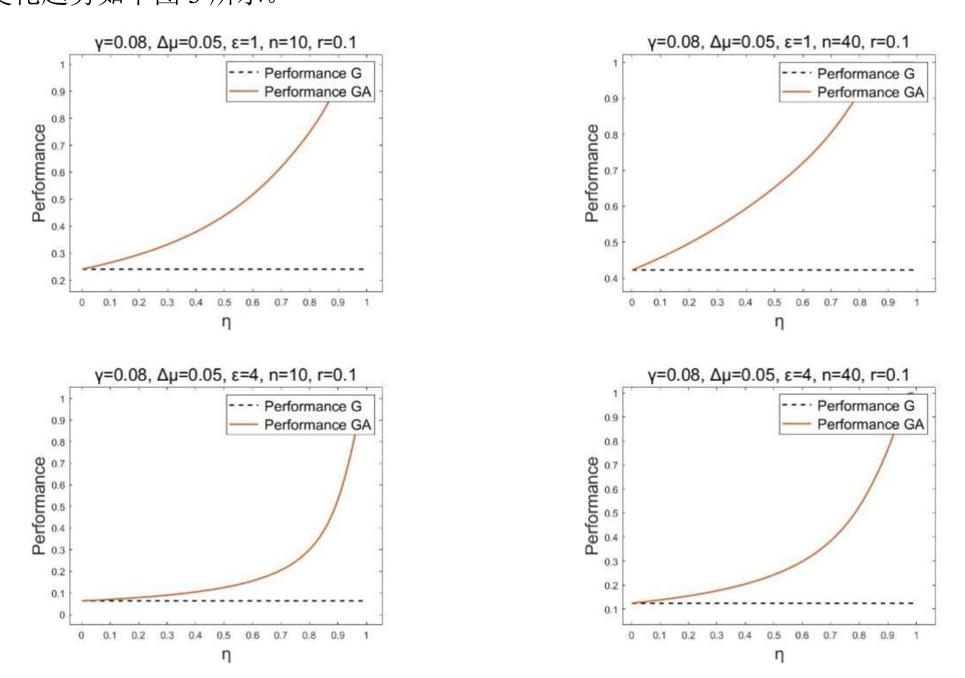


图 3　$|\Delta\mu|<|\gamma|<r$，且$\Delta\mu*\gamma>0$

当 AI 预测比群体初始预测准确，且两者的预测都在误差许可范围内，AI 相对于人类来说不具备矫正作用时，群体在决策时越信任 AI 预测，群体决策的专业绩效越高。

情况 4：$|\Delta\mu|<|\gamma|<r$，且$\Delta\mu*\gamma<0$，ε　与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 4 所示。

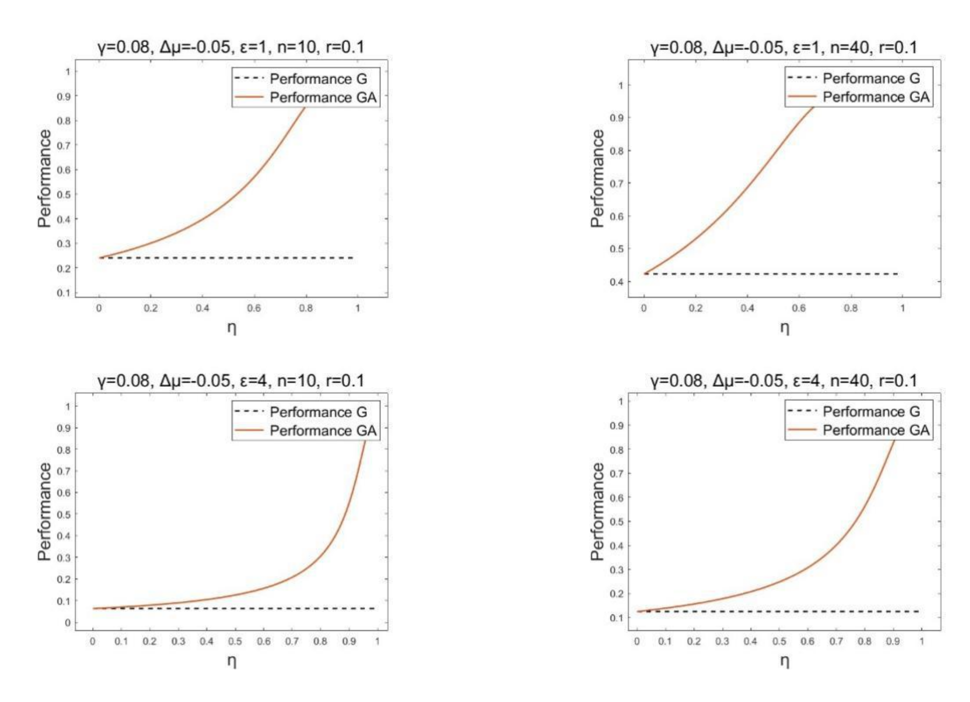


图 4　|Δμ|＜|γ|＜r，且Δμ*γ<0

当 AI 预测比群体初始预测准确，且两者的预测都在误差许可范围内，AI 相对于人类来说具备矫正作用时，群体在决策时越信任 AI 预测，群体决策的专业绩效越高。

情况 5：|γ|＜r<|Δμ|，且Δμ*γ>0，ε　与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$ 的变化趋势如下图 5 所示，

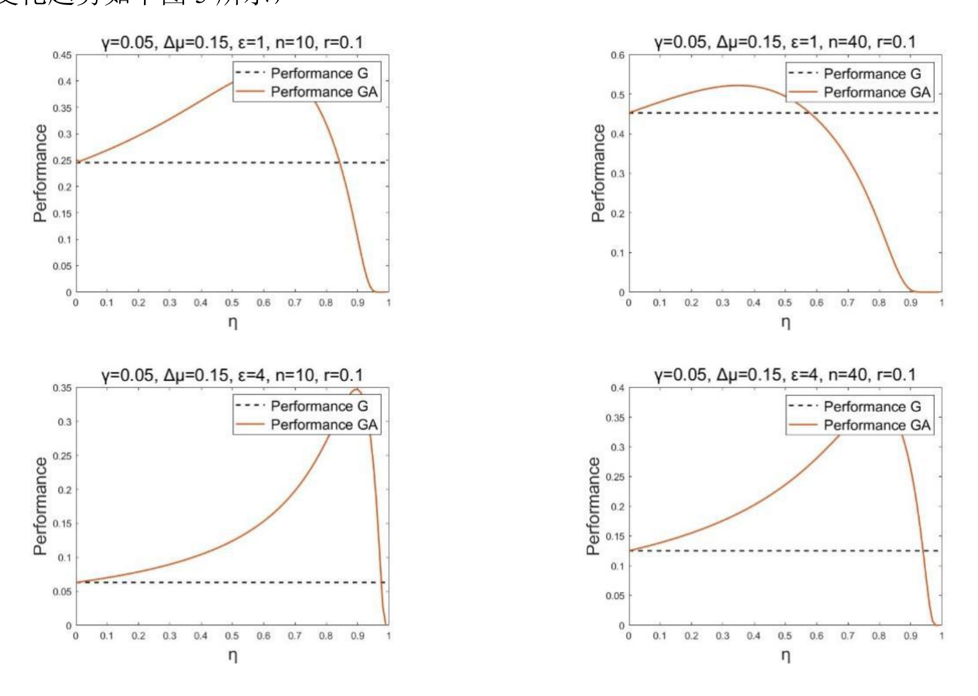


图 5　|γ|＜r<|Δμ|，且Δμ*γ>0

当群体初始预测的误差在许可范围内，AI 预测的误差超过许可范围，且 AI 相对于人类来说不具有矫正作用，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效先增高后降低。

情况 6：|γ|＜r<|Δμ|，且Δμ*γ<0，ε　与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$ 的变化趋势如下图 6 所示。

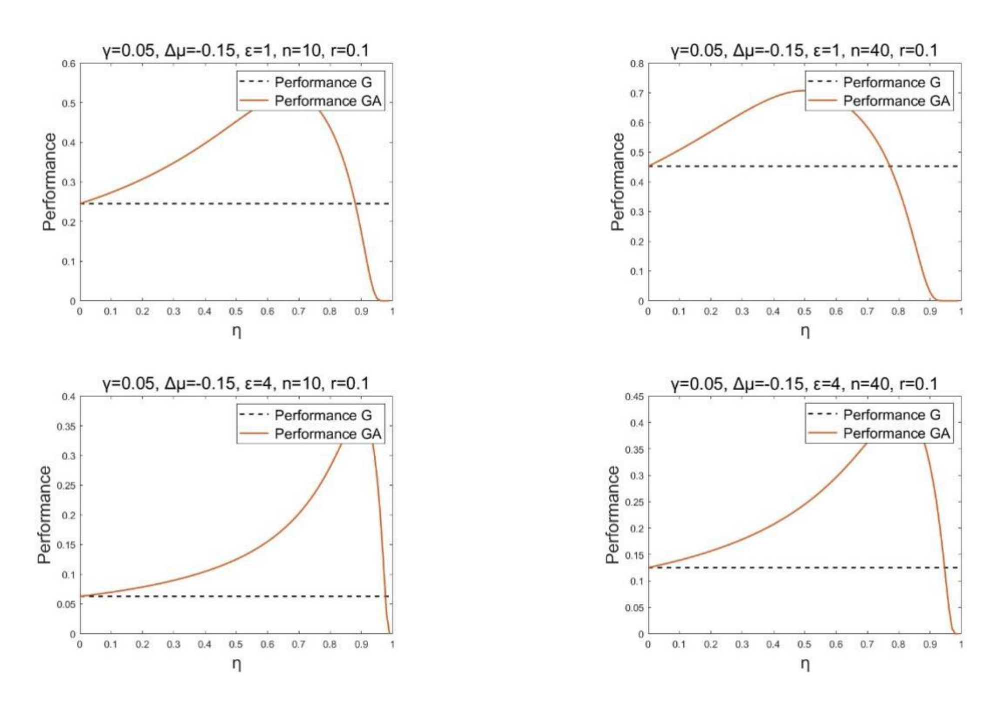


图 6　|γ|＜r<|Δμ|，且Δμ*γ<0

当群体初始预测的误差在许可范围内，而 AI 预测的误差超过许可范围，但 AI 相对于人类来说具有矫正作用，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效先提高后降低。

情况 7： |Δμ|＜r<|γ|，且Δμ*γ>0，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，Performance^{GA} 的变化趋势如下图 7 所示。

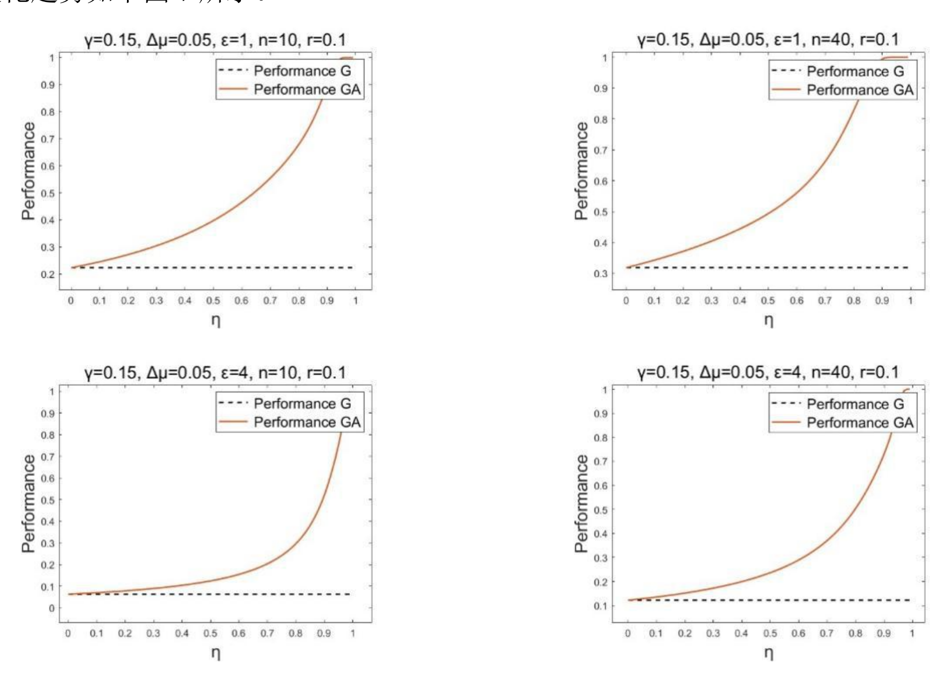


图 7　|Δμ|＜r<|γ|，且Δμ*γ>0

当群体初始预测的误差超过许可范围，而 AI 预测的误差在许可范围内，且 AI 相对于人类来说不具有矫正作用，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效增加。

情况 8： |Δμ|＜r<|γ|，且Δμ*γ<0，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，Performance^{GA}

的变化趋势如下图 8 所示。

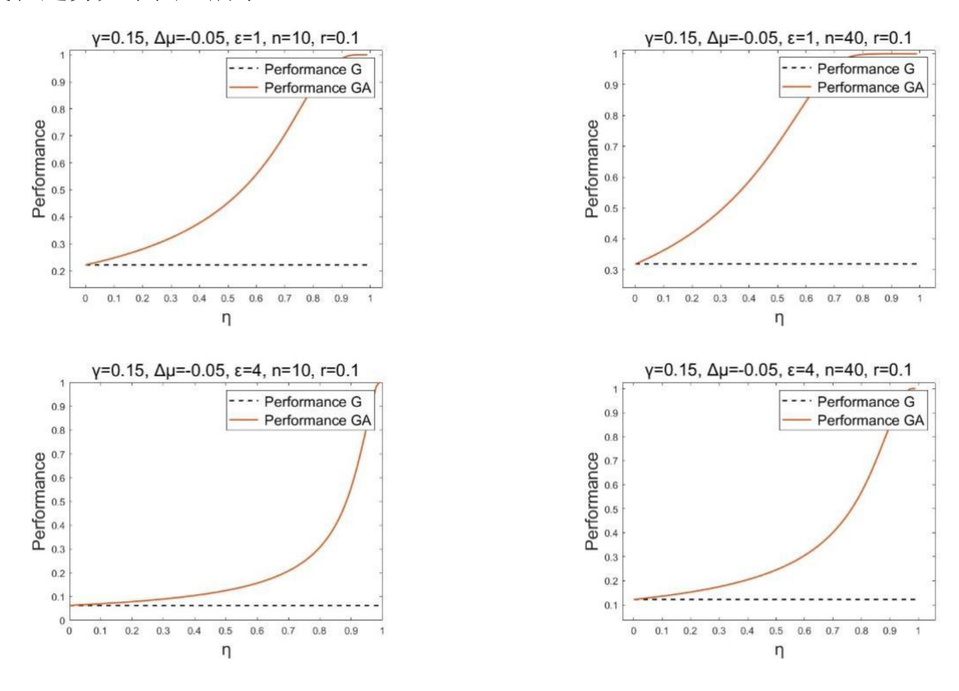


图 8 $|\Delta\mu| < r < |\gamma|$，且$\Delta\mu*\gamma<0$

当群体初始预测的误差超过许可范围，而 AI 预测的误差在许可范围内，且 AI 相对于人类来说具有矫正作用，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效增加。

情况 9：$r<|\gamma|<|\Delta\mu|$，且$\Delta\mu*\gamma>0$，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 9 所示。

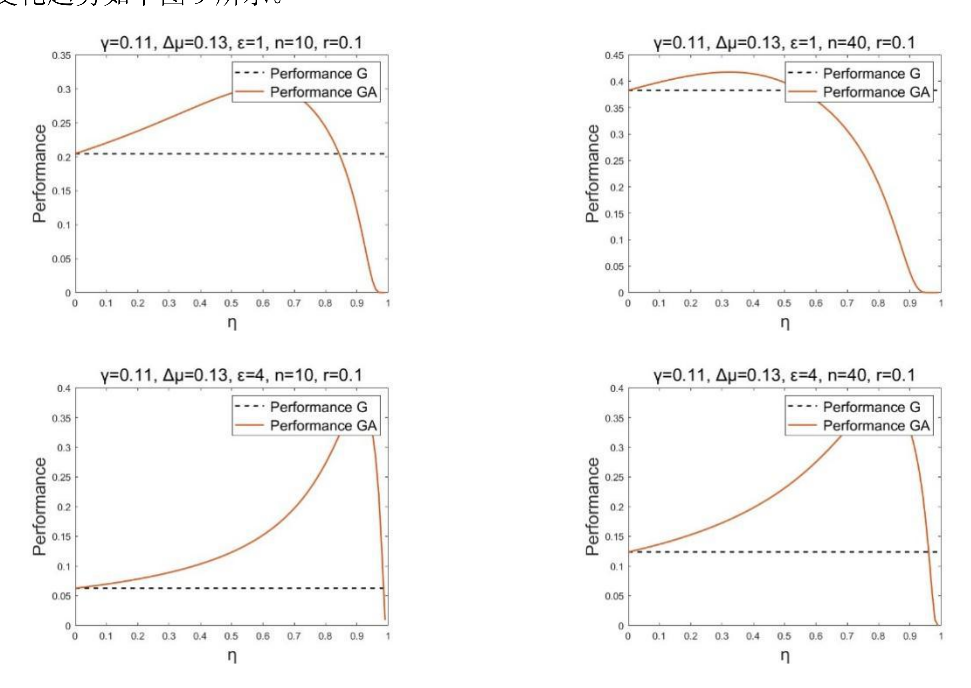


图 9 $r<|\gamma| < |\Delta\mu|$，且$\Delta\mu*\gamma>0$

当群体初始预测的误差超过许可范围，AI 预测的误差超过许可范围且其预测不如群体初始预测，且 AI 相对于人类来说不具有矫正作用的情况下，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效先增高后降低。

情况 10：$r<|\gamma|<|\Delta\mu|$，且$\Delta\mu*\gamma<0$，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 10 所示。

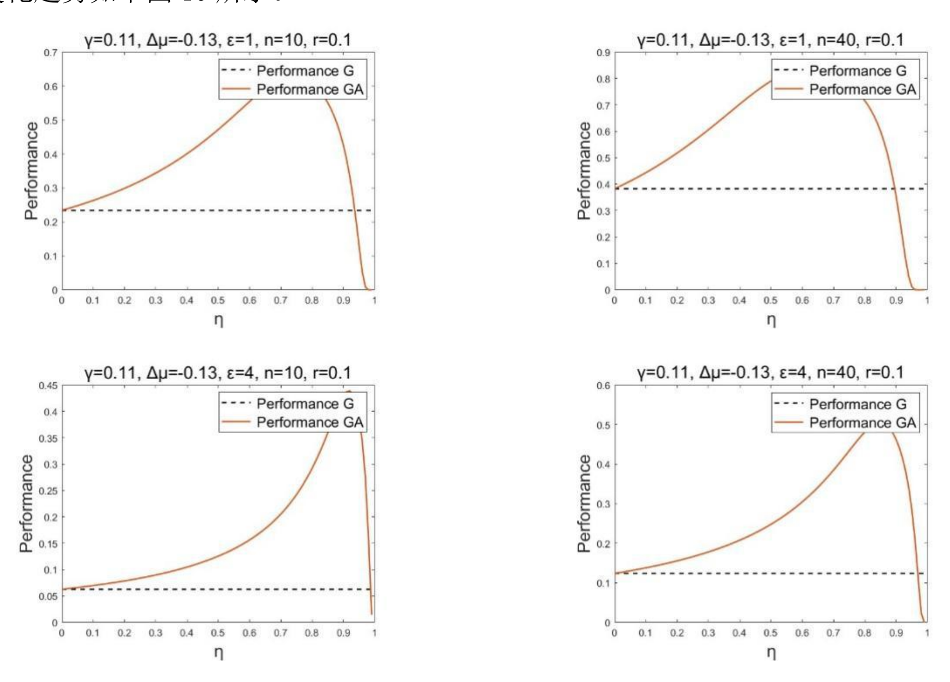


图 10　$r<|\gamma|<|\Delta\mu|$，且$\Delta\mu*\gamma<0$

当群体初始预测的误差超过许可范围，AI 预测的误差超过许可范围且其预测不如群体初始预测，但 AI 相对于人类来说具有矫正作用，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效先增高后降低。

情况 11：$r<|\Delta\mu|<|\gamma|$，且$\Delta\mu*\gamma>0$，ε 与 n 在不同的水平下，随着η的增加，$Performance^{GA}$的变化趋势如下图 11 所示。

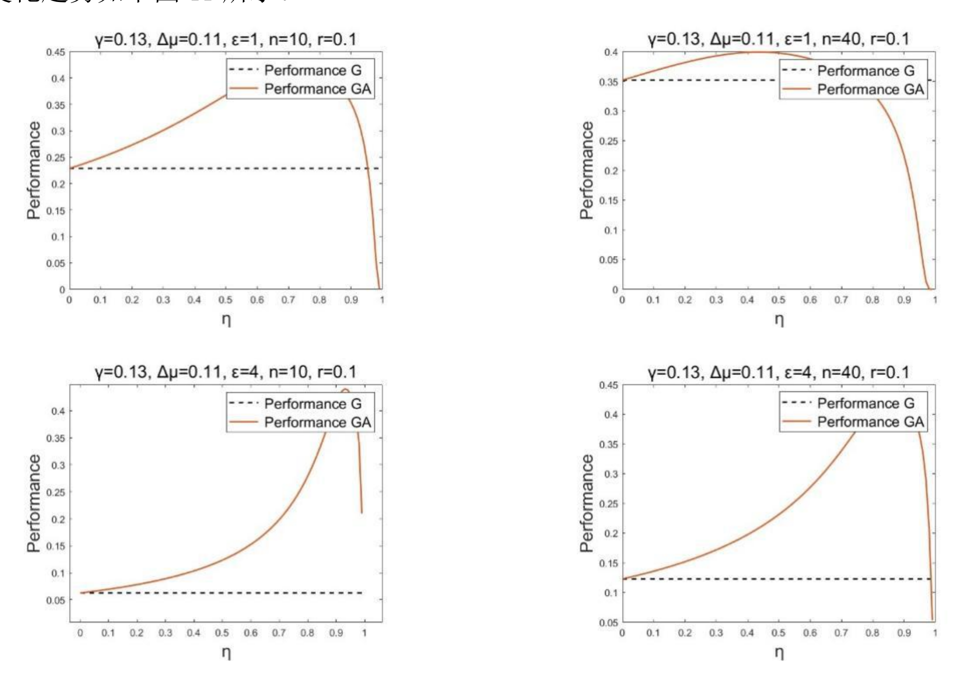


图 11　$r<|\Delta\mu|<|\gamma|$，且$\Delta\mu*\gamma>0$

当群体初始预测的误差超过许可范围，AI 预测的误差超过许可范围且其预测优于群体初始预测，且 AI 相对于人类来说不具有矫正作用的情况下，随着群体在决策时信任 AI 预

测的程度增加，群体决策的专业绩效先增高后降低。

情况 12：r＜|Δμ|<|γ|，且Δμ*γ<0，ε　　与 n 在不同的水平下，随着η的增加，Performance^{GA}的变化趋势如下图 12 所示。

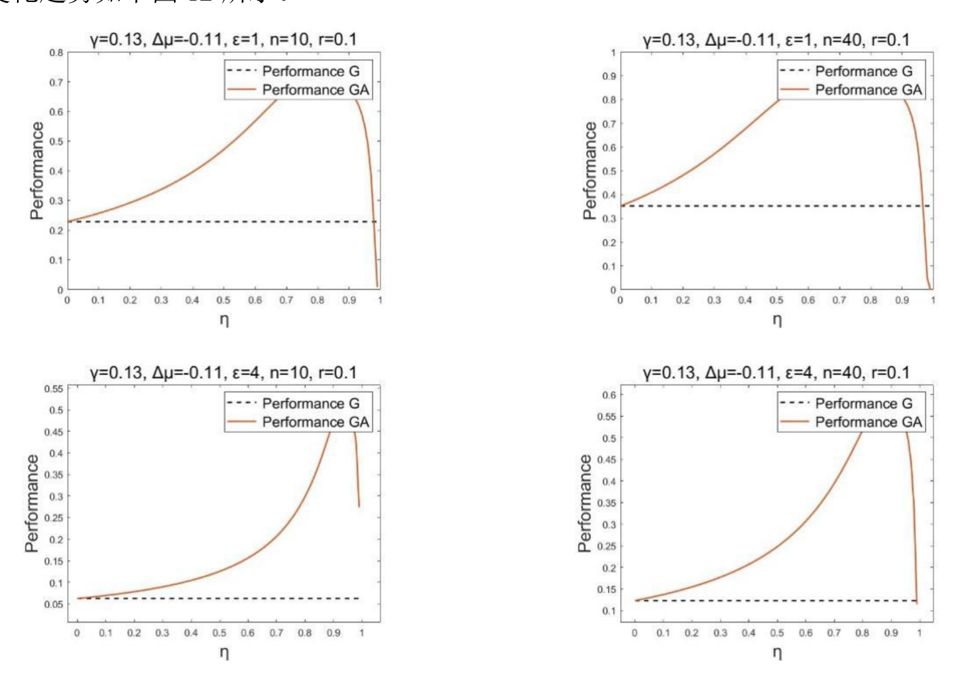


图 12　r＜|Δμ|<|γ|，且Δμ*γ<0

当群体初始预测的误差超过许可范围，AI 预测的误差超过许可范围且其预测优于群体初始预测，但 AI 相对于人类来说具有独特知识，随着群体在决策时信任 AI 预测的程度增加，群体决策的专业绩效先增高后降低。

根据情况 1、2、3、4、7、8，我们提出：

观察 1：当 AI 的准确度高时，无论群体准确度，群体初始共识水平，群体规模如何，先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效高于社会影响的群体专业绩效。

根据情况 5、6、9、10、11、12，我们提出：

观察 2：当 AI 的准确度不够时，若个体受 AI 的影响程度较低，则先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效高于社会影响的群体专业绩效；若个体受 AI 的影响程度较高，则先社会影响后向 AI 学习的群体专业绩效低于社会影响的群体专业绩效。

参考文献：

Aiken, M., Krosp, J., Shirani, A., & Martin, J. (1994). Electronic brainstorming in small and large groups. *Information & Management*, *27*(3), 141-149.

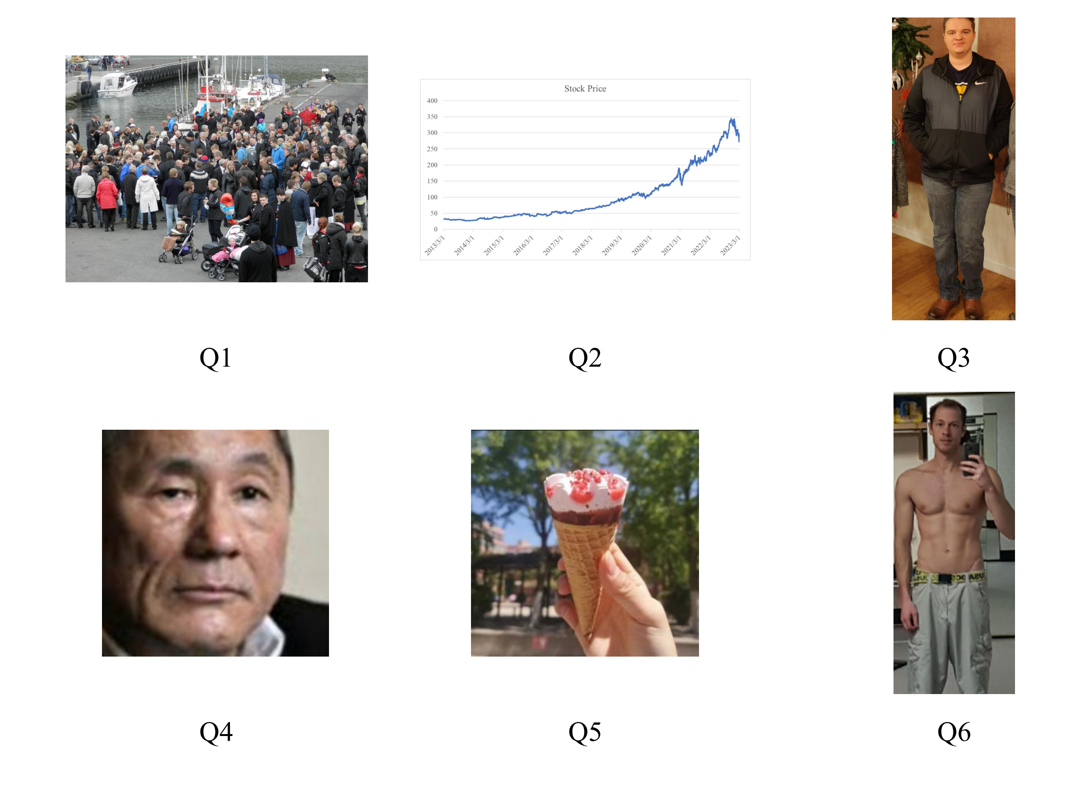
Biemann, T., & Kearney, E. (2010). Size does matter: How varying group sizes in a sample affect the most common measures of group diversity. *Organizational Research Methods*, *13*(3), 582-599.

Herzog, S. M., & Hertwig, R. (2009). The wisdom of many in one mind: Improving individual judgments with dialectical bootstrapping. *Psychological Science*, *20*(2), 231-237.

Roy, K., Das, R. N., Ambure, P., & Aher, R. B. (2016). Be aware of error measures. Further studies on validation of predictive QSAR models. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *152*, 18-33.

附录 2 实验材料

答题图片材料



Q1 Q2 Q3

Q4 Q5 Q6

附录 3 群体准确性的稳健性检验

(1) 群体决策误差

我们将每一位被试回答的均值按照真实值进行标准化，并计算被试决策的误差，再用小组内所有被试的误差平均值的绝对数来衡量群体决策的准确率。误差的绝对值越大，代表群体的准确率越低。根据图 1 可知，在受到 AI 的影响后，群体的决策误差会有明显降低。

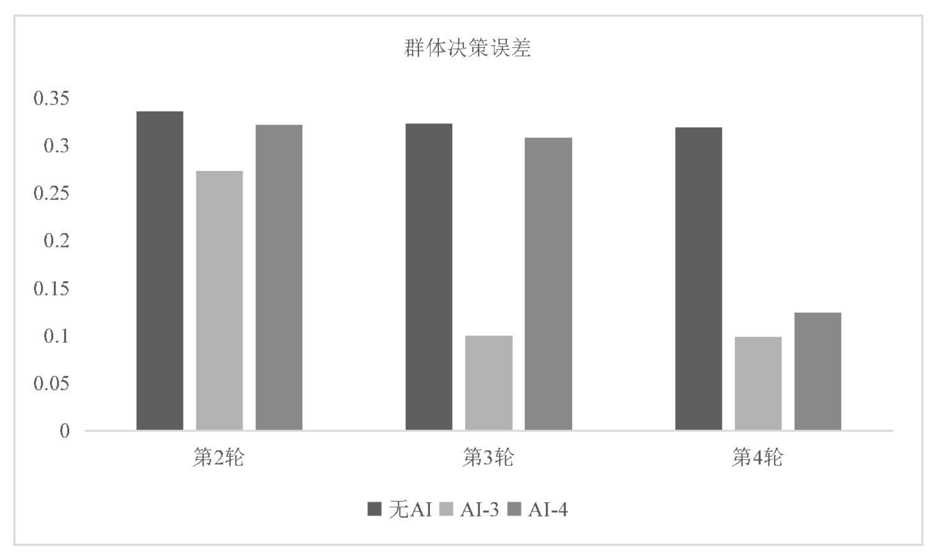


图 1 群体决策中不同轮次下群体决策误差的比较

对群体的决策误差进行线性随机截距模型回归。表 1 第 1 列显示 ***AI 影响***的系数显著为负($\beta = -0.184$，$p < 0.000$, 95%CI=[−0.245, −0.123])。表 1 第 2 列显示***直接 AI 影响***的系数显著为负($\beta = -0.185$，$p < 0.001$, 95%CI=[−0.250, −0.119])，***间接 AI 影响***的系数显著为负($\beta = -0.183$，$p < 0.001$, 95%CI=[−0.275, −0.091])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异($\chi^2(1)=0.00$，$p = 0.971$)。表 1 第 3 列显示***第三轮前出现 AI*** 的系数显著为负($\beta = -0.167$，$p < 0.001$, 95%CI=[−0.250, −0.084])，***第四轮前出现 AI*** 的系数显著为负($\beta = -0.182$，$p < 0.001$, 95%CI=[−0.269, −0.095])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异($\chi^2(1)=0.06$，$p = 0.804$)。由此可知，在群体决策中 AI 辅助可以降低群体的决策误差，且影响不会随 AI 辅助出现时机而变化。

表 1 群体决策误差

	(1) 决策误差	(2) 决策误差	(3) 决策误差
固定效应			
AI 影响	−0.184***		
	(−5.93)		
直接 AI 影响		−0.185***	
		(−5.53)	
间接 AI 影响		−0.183***	
		(−3.90)	
第三轮前出现 AI			−0.167***
			(−3.95)
第四轮前出现 AI			−0.182***
			(−4.10)
Intercept	0.306***	0.306***	0.303***
	(6.28)	(6.28)	(6.20)
随机效应			
Std. dev. intercepts	0.391***	0.391***	0.391***
	(11.21)	(11.21)	(11.19)
Std. dev. residuals	0.178***	0.178***	0.180***
	(16.97)	(16.97)	(16.97)
N	216	216	216

注：* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$，括号中为 t 值。

(2) 集体误差

集体误差作为群体决策准确率的另外一种测量(Lorenz et al., 2011)。在我们将被试的答案按照问题的正确答案进行标准化后，集体误差的测量即为：

$$\text{Collective Error} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_{i}{}^{2}$$

我们计算每个群体对于每个问题的每轮回答的集体误差。群体决策中不同轮次的集体误差如图 2 所示。根据图 2 可知，在受到 AI 的影响后，群体决策的集体误差减少。

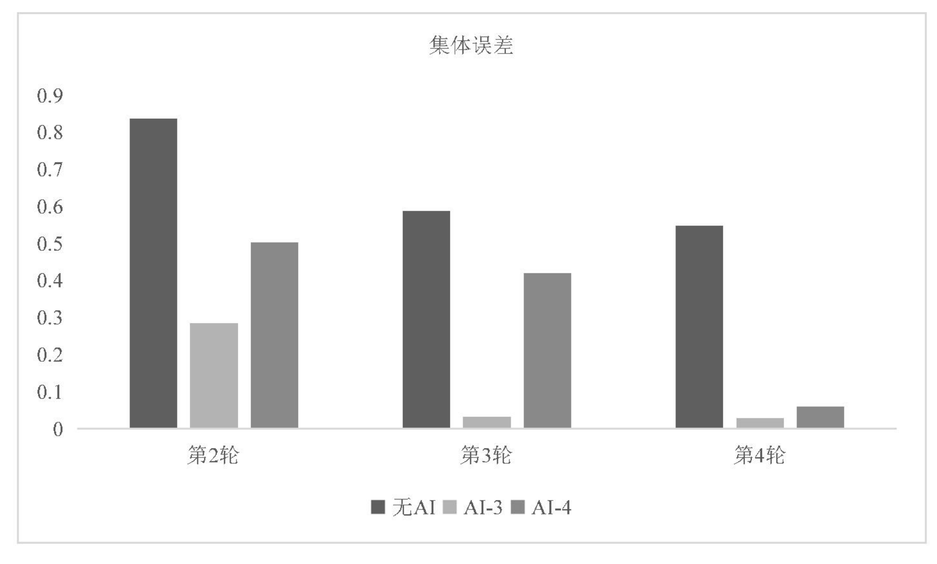


图 2 群体决策中不同轮次下集体误差的比较

对集体误差进行线性随机截距模型回归。表 2 第 1 列显示 ***AI 影响***的系数显著为负(β =

−0.343，$p = 0.001$, 95%CI=[−0.545, −0.142])。表 2 第 2 列显示***直接 AI 影响***的系数显著为负(β = −0.352，$p = 0.001$, 95%CI=[−0.569, −0.135])，***间接 AI 影响***的系数显著为负(β = −0.319，$p = 0.040$, 95%CI=[−0.625, −0.014])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异($\chi^2(1)$=0.24，$p = 0.621$)。表 2 第 3 列显示***第三轮前出现 AI*** 的系数显著为负(β = −0.263，$p = 0.059$, 95%CI=[−0.536, 0.010])，***第四轮前出现 AI*** 的系数显著为负(β = −0.392，$p = 0.007$, 95%CI=[−0.679, −0.105])。t 检验显示两个系数之间没有显著性差异($\chi^2(1)$=0.40，$p = 0.53$)。由此可知，在群体决策中 AI 辅助可以降低群体决策的集体误差。

表 2 集体误差

	(1) 集体误差	(2) 集体误差	(3) 集体误差
固定效应			
AI 影响	−0.343***		
	(−3.33)		
直接 AI 影响		−0.352***	
		(−3.18)	
间接 AI 影响		−0.319**	
		(−2.05)	
第三轮前出现 AI			−0.263*
			(−1.89)
第四轮前出现 AI			−0.392***
			(−2.68)
Intercept	0.482***	0.481***	0.471***
	(2.96)	(2.96)	(2.89)
随机效应			
Std. dev. intercepts	1.307***	1.307***	1.309***
	(11.22)	(11.22)	(11.21)
Std. dev. residuals	0.592***	0.591***	0.592***
	(16.97)	(16.97)	(16.96)
N	216	216	216

注：$^{*}p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01$，括号中为 t 值。

(3) 群体智慧

除了专业绩效、决策误差、集体误差之外，群体智慧也是一种群体决策准确率中一个值得关注的重要指标(Lorenz et al., 2011)。群体智慧是一种统计学现象，其含义为群体决策时，群体的均值或中位数表现得比大部分群体内的个体都要好(Galton, 1907)。所以国内外大量研究群体智慧的学者都是用优胜度来衡量一个群体的群体智慧水平，即群体做出的决策比群体内多少个成员的决策要好(Lorenz et al., 2011; Becker et al., 2017)。我们统计了每组每道题每轮回答的群体智慧指标。将每组每道题每轮回答中的个体决策升序排列，若 Truth 在第 5−6 个个体的决策之间，则群体智慧指标为 5；在第 4−7 个个体之间，指标为 4；在第 3−8 个个体之间，指标为 3；在 2−9 个个体之间，指标为 2；在 1−10 个个体之间，指标为 1；若 Truth 不在 10 个个体之间，则指标为 0。群体决策中不同轮次的群体智慧指标如图 3 所示。根据图 3 可知，在受到 AI 的影响后，群体决策的群体智慧明显增加。

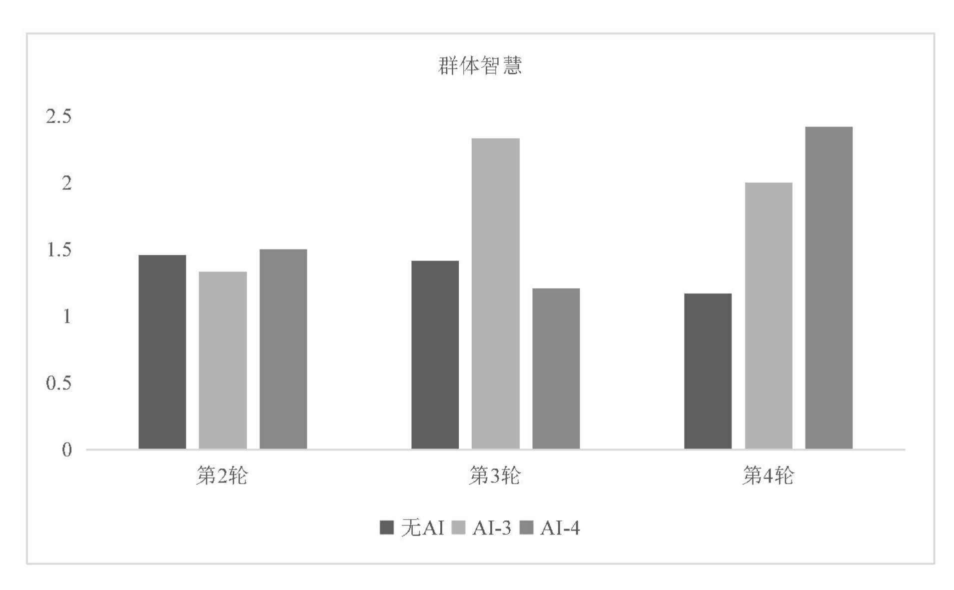


图 3 群体决策中不同轮次下群体智慧指标的比较

对群体智慧进行线性随机截距模型回归，表 3 第 1 列显示 ***AI 影响***的系数显著为正(β = 0.934，p < 0.001, 95%CI=[0.606, 1.263])。表 3 第 2 列显示***直接 AI 影响***的系数显著为正(β = 1.033，p < 0.001, 95%CI=[0.677, 1.388])，***间接 AI 影响***的系数显著为正(β = 0.675，p = 0.007, 95%CI=[0.181, 1.169])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异(χ^2(1)=1.88，p = 0.171)。表 3 第 3 列显示***第三轮前出现 AI*** 的系数显著为正(β = 0.760，p < 0.001, 95%CI=[0.335, 1.185])，***第四轮前出现 AI*** 的系数显著为正(β = 1.029，p < 0.001, 95%CI=[0.554, 1.503])，t 检验显示两个系数之间没有显著性差异(χ^2(1)= 0.70，p = 0.402)。由此可知，在群体决策中 AI 辅助可以增加群体决策的群体智慧，且 AI 对群体智慧的影响不会因为 AI 辅助出现的轮次的不同而改变。

表 3 群体智慧

	(1) 群体智慧	(2) 群体智慧	(3) 群体智慧
固定效应			
AI 影响	0.934***		
	(5.57)		
直接 AI 影响		1.033***	
		(5.69)	
间接 AI 影响		0.675***	
		(2.68)	
第三轮出现 AI			0.760***
			(3.50)
第四轮出现 AI			1.029***
			(4.25)
Intercept	1.337***	1.344***	1.362***
	(8.66)	(8.71)	(8.79)
随机效应			
Std. dev. intercepts	1.076***	1.077***	1.077***
	(9.21)	(9.24)	(9.19)
Std. dev. residuals	1.000***	0.994***	1.004***
	(16.97)	(16.97)	(16.97)
N	216	216	216

注：* p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01，括号中为 t 值。

参考文献：

Becker, J., Brackbill, D., & Centola, D. (2017). Network dynamics of social influence in the wisdom of crowds. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *114*(26), E5070-E5076.

Galton, F. (1907). One Vote,One Vote. *Nature*, *75*(1948), 414.

Galton F. One Vote,One Vote.[J]. Nature. 1907, 75(1948): 414.

Lorenz, J., Rauhut, H., Schweitzer, F., & Helbing, D. (2011). How social influence can undermine the wisdom of crowd effect. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *108*(22), 9020-9025.